



DENISE TREVISOLI DETSCH

MODELO COM APRENDIZAGEM AUTOMÁTICA PARA  
PREVISÃO E CONTROLE DE TEMPERATURA EM AVIÁRIOS  
TIPO TÚNEL DE VENTO

CAMPINAS  
2016



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

Instituto de Matemática, Estatística  
e Computação Científica

DENISE TREVISOLI DETSCH

MODELO COM APRENDIZAGEM AUTOMÁTICA PARA  
PREVISÃO E CONTROLE DE TEMPERATURA EM AVIÁRIOS  
TIPO TÚNEL DE VENTO

Tese apresentada ao Instituto de Matemática,  
Estatística e Computação Científica da Univer-  
sidade Estadual de Campinas como parte dos  
requisitos exigidos para a obtenção do título de  
Doutora em matemática aplicada.

**Orientador:** José Mário Martínez

**Coorientadora:** Maria Aparecida Diniz Ehrhardt

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL DA  
TESE DEFENDIDA PELA ALUNA DENISE TREVISOLI  
DETSCH, E ORIENTADA PELO PROF. DR. JOSÉ MÁRIO  
MARTÍNEZ.

CAMPINAS  
2016

Ficha catalográfica  
Universidade Estadual de Campinas  
Biblioteca do Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica  
Maria Fabiana Bezerra Muller - CRB 8/6162

D484m Detsch, Denise Trevisoli, 1983-  
Modelo com aprendizagem automática para previsão e controle de temperatura em aviários tipo túnel de vento / Denise Trevisoli Detsch. – Campinas, SP : [s.n.], 2016.

Orientador: José Mário Martínez.

Coorientador: Maria Aparecida Diniz Ehrhardt.

Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica.

1. Controle de temperatura. 2. Equação de calor - Soluções numéricas. 3. Modelos matemáticos. 4. Otimização sem derivadas. 5. Indústria avícola. I. Martínez, José Mário, 1948-. II. Ehrhardt, Maria Aparecida Diniz, 1956-. III. Universidade Estadual de Campinas. Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica. IV. Título.

#### Informações para Biblioteca Digital

**Título em outro idioma:** Model with automatic learning for temperature forecast and control in tunnel-ventilated broiler houses

**Palavras-chave em inglês:**

Temperature control

Heat equation - Numerical solutions

Mathematical models

Derivative-free optimization

Poultry industry

**Área de concentração:** Matemática Aplicada

**Titulação:** Doutora em Matemática Aplicada

**Banca examinadora:**

José Mário Martínez [Orientador]

Daniella Jorge de Moura

Ernesto Julián Goldberg Birgin

Franklina Maria Bragion de Toledo

Maria Cristina de Castro Cunha

**Data de defesa:** 27-04-2016

**Programa de Pós-Graduação:** Matemática Aplicada

**Tese de Doutorado defendida em 27 de abril de 2016 e aprovada**

**Pela Banca Examinadora composta pelos Profs. Drs.**

**Prof(a). Dr(a). JOSE MARIO MARTINEZ PEREZ**

**Prof(a). Dr(a). DANIELLA JORGE DE MOURA**

**Prof(a). Dr(a). MARIA CRISTINA DE CASTRO CUNHA**

**Prof(a). Dr(a). FRANKLINA MARIA BRAGION DE TOLEDO**

**Prof(a). Dr(a). ERNESTO JULIÁN GOLDBERG BIRGIN**

A Ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no processo de vida acadêmica do aluno.

# Agradecimentos

Agradeço aos professores Martínez e Cheti, pela atenção, carinho, responsabilidade e ética ao orientar esta pesquisa. Com estes professores pude aprender não apenas como fazer pesquisa, mas também profissionalismo, caridade e integridade.

A Deus, por me amar e iluminar permitindo que eu alcance mais do que almejo.

À Nossa Senhora, por interceder por mim diariamente.

Ao André que por amor e com amor me ajudou e apoiou em cada etapa do doutorado.

Aos meus pais Élcio e Irma, pelo amor, apoio, carinho e orações.

À professora Daniella e à Thayla que contribuíram de forma atenciosa com seus conhecimentos sobre avicultura de corte. Aos demais colegas da Feagri que pude conhecer ao longo desta pesquisa.

Aos professores Ernesto, Franklina e Maria Cristina pelas valiosas contribuições à tese.

Ao colega Dante que me acompanhou no desbravamento de uma nova área de conhecimento.

Aos colegas do Imecc, em especial Douglas, Bruno, Deise, Marcus, Abel, Roberta, Júnior e Júlio por me ajudarem sempre que preciso e pelas risadas diante das dificuldades.

Aos funcionários do IMECC, em especial aos funcionários da secretaria de pós-graduação.

Às pessoas que colaboraram de forma direta ou indireta, por meio de incentivo, e troca de experiências.

Aos órgãos de pesquisa Capes e CNPq pela bolsa de apoio e à FAPESP pelo auxílio à pesquisa.

# Resumo

A avicultura de corte possui grande importância no setor econômico e social brasileiro, destacando o país como um dos três maiores produtores mundiais e principal exportador de carne de frango. Um dos desafios desta área é o estresse térmico ambiental, que exerce um impacto negativo na produção e no bem-estar animal. A ventilação é o principal mecanismo controlador das condições climáticas às quais as aves são expostas. Decisões simples como ligar ou desligar exaustores são essenciais, e escolhas erradas podem ser as causas de pouco ganho de peso, doenças e, em um extremo, a morte do frango. *Softwares* de CFD (Dinâmica dos Fluidos Computacional) vêm sendo aplicados em estudos de ambiência dos aviários, porém devido ao seu alto custo computacional não auxiliam em tomadas de decisões imediatas. Este trabalho tem como objetivo apresentar um sistema de computador automático para controlar a temperatura de aviários. O sistema é baseado em um modelo de autocorreção que toma decisões em tempo real sobre o funcionamento dos equipamentos de ventilação e refrigeração. O modelo utiliza equações diferenciais parciais, cujos parâmetros são atualizados através de métodos de otimização sem derivadas, de acordo com dados online recolhidos. Os testes revelam que o sistema é consistente e pode ser utilizado em muitas situações que envolvam controle ambiental.

**Palavras-chave:** Controle de temperatura, Equação do calor – soluções numéricas, Modelos matemáticos, Otimização sem derivada, Indústria avícola

# Abstract

The poultry production has great importance in the Brazilian economic and social sector, highlighting the country as one of the three world's largest producers and main exporter of chicken meat. One of the challenges in this area is the environmental heat stress, which has a negative impact on production and animal welfare. Ventilation is the primary mechanism controlling the climatic conditions to which the broilers are exposed. Simple decisions such as turn exhaust fans on or off are essential, and wrong choices can lead to poor weight gain, illness and death of the broiler. CFD software (Computational Fluid Dynamics) has been applied in aviaries design, but due to its high computational cost it does not help in real time decisions. This research aims to present an automatic computer system for controlling temperature of broiler houses. The system is based on a self-correcting model that takes real-time decisions on the operation of the ventilation, or cooling equipments. The model uses partial differential equations, whose parameters are updated by derivative-free optimization methods, according to on-line collected data. Experiments reveal that the system is consistent and can be used in many situations that involve environmental control.

**Keywords:** Temperature Control, Heat equation - numerical solutions, Mathematical models, Derivative-free optimization, Poultry industry

# Lista de Ilustrações

2.1	Produção de carne de frango em 2014 [2]. . . . .	19
2.2	Exportação de carne de frango em 2014 [2]. . . . .	20
2.3	Abate de frangos por Estado do Brasil [2]. . . . .	20
2.4	Histórico do consumo per capita de carne de frango no Brasil [1]. . . . .	22
2.5	Histórico da exportação brasileira de carne de frango [1]. . . . .	23
2.6	Exportação de frango do ano de 2013 por empresa [1] . . . . .	25
2.7	Principais tipos de aviários brasileiros . . . . .	31
2.8	Sistema de resfriamento do ar em um aviário tipo túnel com pressão negativa. . . . .	33
2.9	Exaustores de um aviário tipo túnel com pressão negativa. . . . .	34
2.10	Painel evaporativo de um aviário tipo túnel com pressão negativa. . . . .	35
2.11	Esquema do funcionamento do painel evaporativo de um aviário tipo túnel com pressão negativa. . . . .	35
3.1	Condução do calor em uma barra . . . . .	37
3.2	Malha usada para aproximações com diferenças finitas com extremidade aberta na dimensão temporal . . . . .	40
3.3	Molécula computacional do método explícito . . . . .	42
3.4	Molécula computacional do método implícito . . . . .	44
3.5	Molécula computacional do método Crank-Nicolson . . . . .	45
4.1	Modelo bidimensional de aviário. . . . .	55
4.2	Modelo bidimensional de aviário com extensão . . . . .	55
4.3	Modelo bidimensional com os parâmetros de diferenças de temperatura . . . . .	56
4.4	Temperatura na altura dos sensores . . . . .	58
4.5	Escoamento laminar de um fluido perfeito . . . . .	59
4.6	Deslocamento máximo do ar no aviário . . . . .	60
4.7	Escoamento laminar do ar no aviário . . . . .	61
4.8	Modelo da convecção por arraste . . . . .	61
4.9	Busca coordenada com $\alpha = \alpha_0$ em (a) e $\alpha = \alpha_0/2$ em (b) [29]. . . . .	63
4.10	Esquema de dependência das funções do modelo bidimensional . . . . .	68
5.1	Gráficos de curvas de nível da simulação da temperatura no interior de um aviário. Temperaturas no instante inicial em (a), após 15 segundos em (b), após 1 minuto em (c) e após 5 minutos em (d). . . . .	73
5.2	Aviário <i>solid wall</i> , à esquerda estão representadas as entradas de ar com painel evaporativo e à direita os exaustores. . . . .	74
5.3	Curvas de Perfil dos erros na calibração de $temp_{\text{piso}}$ , $c$ e $w$ . . . . .	76

5.4	Curvas de Perfil dos erros na calibração de todos os parâmetros . . . . .	79
6.1	Esquema do modelo unidimensional do aviário . . . . .	84
6.2	Erro das temperaturas estimadas em relação às temperaturas em cada um dos sensores por tempo. . . . .	88
6.3	Temperatura externa real e média das temperaturas internas estimadas nas posições dos 3 sensores por hora . . . . .	90
6.4	Temperaturas de dois dias típicos de inverno nas proximidades da cidade de São Paulo, Brazil. . . . .	95
6.5	Temperaturas de dois dias típicos de verão na proximidade de São Paulo, Brazil. . . . .	96
6.6	Temperaturas de 24 dias na proximidade de São Paulo, Brazil. . . . .	97
6.7	Temperaturas Estimadas por tempo de acordo com a estimativa térmica de longo prazo. . . . .	98
6.8	Número de exaustores ligados por tempo de acordo com a estimativa térmica de longo prazo. . . . .	99

# Lista de Tabelas

2.1	Temperatura e Umidade [13]. . . . .	29
2.2	Densidade Máxima. Adaptado de Cobb [13]. . . . .	30
5.1	Resultados da calibração dos parâmetros $temp_{piso}, c, w$ . . . . .	75
5.2	Valores de temperaturas externas e internas obtidos pelos sensores . . . . .	78
5.3	Resultados e erros da calibração com grandes intervalos de tempo . . . . .	80
5.4	Variação de 80 minutos com dados de temperatura externa a cada 1 ou 5 minutos	81
6.1	Temperaturas originais obtidas pelos sensores, resultados das temperaturas estimadas pelo modelo unidimensional preliminar e seus respectivos erros. As linhas duplas das temperaturas originais apresentam as temperaturas iniciais e finais de cada hora estudada. . . . .	85
6.2	Valores das temperaturas estimadas pelo modelo com intervalos de 5 minutos. . . . .	86
6.3	Resultados das temperaturas estimadas e do número de exautores determinados pelo algoritmo 6.2.1. . . . .	89

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>13</b>
1.1	Histórico . . . . .	14
1.1.1	CEPID-CeMEAI e Matemática Industrial . . . . .	16
1.2	Organização . . . . .	16
<b>2</b>	<b>Avicultura de Corte</b>	<b>19</b>
2.1	Importância Econômica . . . . .	19
2.1.1	Histórico e Sistemas de Produção . . . . .	21
2.2	Bem-estar Animal . . . . .	24
2.2.1	Estresse Térmico . . . . .	26
2.2.2	Qualidade do Ar . . . . .	27
2.2.3	Amônia . . . . .	28
2.2.4	Umidade Relativa . . . . .	28
2.2.5	Índices de Conforto Térmico . . . . .	29
2.3	Ambiência . . . . .	29
2.3.1	Classificação de Aviários . . . . .	30
2.3.2	Sistemas de Ventilação em Aviários . . . . .	30
2.3.3	Tipos de Ventilação . . . . .	32
<b>3</b>	<b>Equação do Calor</b>	<b>37</b>
3.0.4	Condições Iniciais e Condições de Contorno . . . . .	39
3.1	Métodos Numéricos . . . . .	39
3.1.1	Aproximação de Derivadas por Diferenças Finitas . . . . .	40
3.1.2	Método Explícito . . . . .	42
3.1.3	Método Implícito . . . . .	44
3.1.4	Método de Crank-Nicolson . . . . .	45
3.1.5	Método Crank-Nicolson Aplicado à Equação Bidimensional do Calor . . . . .	46
3.2	Equação de Difusão-Advecção . . . . .	49
3.2.1	Estabilidade do Método de Crank-Nicolson Aplicado à Equação de Difusão-Advecção . . . . .	51
<b>4</b>	<b>Modelo Bidimensional</b>	<b>53</b>
4.1	Dinâmica dos Fluidos Computacional (CFD) . . . . .	53
4.1.1	Limitações dos Modelos Existentes . . . . .	54
4.2	Modelo . . . . .	54
4.2.1	Modelo Bidimensional . . . . .	55
4.2.2	Difusão do Calor . . . . .	56

4.2.3	Condições de Contorno . . . . .	57
4.2.4	Condição Inicial . . . . .	58
4.2.5	Convecção por Arraste . . . . .	59
4.3	Otimização . . . . .	61
4.3.1	Calibração . . . . .	61
4.3.2	Sobre Alguns Métodos sem Derivadas . . . . .	62
4.4	Algoritmo . . . . .	66
4.4.1	Dados de Entrada e Parâmetros . . . . .	67
<b>5</b>	<b>Testes Numéricos do Modelo Bidimensional</b>	<b>71</b>
5.1	Simulação de um aviário simplificado . . . . .	72
5.2	Calibração dos Parâmetros em aviário <i>solid wall</i> . . . . .	72
5.2.1	Calibração . . . . .	74
5.3	Teste de Consistência . . . . .	76
5.4	Testes com Grandes Intervalos de Tempo . . . . .	78
<b>6</b>	<b>Modelos e Testes Unidimensionais</b>	<b>83</b>
6.1	Modelo Preliminar . . . . .	83
6.1.1	Experimento . . . . .	84
6.2	Modelo 2 . . . . .	85
6.2.1	Experimento 1 - Calibração . . . . .	87
6.2.2	Experimento 2 - Teste de Consistência da Implementação . . . . .	87
6.3	Modelo 3 . . . . .	89
6.3.1	Estimativa Térmica de Longo Prazo . . . . .	89
6.3.2	Otimização e Aprendizado . . . . .	92
6.3.3	Características da Implementação . . . . .	92
6.3.4	Resultados e Discussão . . . . .	94
<b>7</b>	<b>Considerações Finais</b>	<b>101</b>
	<b>Referências</b>	<b>103</b>

# Capítulo 1

## Introdução

A avicultura brasileira possui uma importância econômica e social em grande expansão. Segundo dados da União Brasileira de Avicultura, esse setor emprega direta e indiretamente mais de 3,6 milhões de pessoas, e responde por quase 1,5% do PIB nacional. O Brasil é o maior exportador mundial, e está entre os três maiores produtores mundiais de carne de frango, ao lado de Estados Unidos e China.

A produção de frangos fornece proteína animal para pessoas de todo o mundo. A maioria das aves são criadas com o uso de técnicas intensivas de produção que envolvem decisões sofisticadas [56]. Frangos se adaptaram a muitas partes do mundo, possuem custo relativamente baixo e têm uma taxa de produtividade bem alta. No sistema industrial, frangos vivem em confinamentos que devem ser mantidos em condições ótimas de temperatura com manipulação da luz do dia para maximizar a produção [33].

A agroindústria avícola moderna está sendo submetida a rigorosos padrões internacionais para garantir o bem-estar dos animais. Ao mesmo tempo, está buscando uma constante melhora na produção. Fator essencial nesses objetivos é o estabelecimento de condições climáticas adequadas para o desenvolvimento das aves. Em especial, minimizar o estresse térmico ambiental, que exerce um impacto negativo na produção.

Os aviários de produção intensiva possuem rigorosas instalações de controle para otimizar as condições ambientais e o conforto térmico com o objetivo de alcançar a eficiência máxima. Em particular, dependendo da idade do frango, padrões bem estabelecidos indicam a temperatura ótima a qual os frangos devem ser submetidos nos aviários.

Do ponto de vista matemático, a temperatura em um aviário no tempo  $t + \Delta t$  é uma função da temperatura externa, da temperatura interna no tempo  $t$ , das variáveis de controle que envolvem aquecimento, ventilação ou resfriamento através de exaustores e parede de celulose, e um número desconhecido de parâmetros que devem ser ajustados da melhor maneira possível para reproduzir o comportamento real do sistema.

As decisões sobre os controles no instante  $t_0$  devem ser tomadas de acordo com uma previsão do estado do sistema ao longo de um período razoável de tempo  $[t_0, t_f]$ . A previsão da temperatura externa em  $[t_0, t_f]$  pode ser obtida a partir de previsões meteorológicas, já a previsão da temperatura interna durante este período de tempo pode ser realizada através de um modelo matemático.

Assumindo que o modelo matemático está disponível, os controles devem ser escolhidos com o objetivo de otimizar a temperatura no decorrer do período  $[t_0, t_f]$ . Isso significa que o modelo que prediz a temperatura interna deve ser executado muitas vezes com o objetivo de obter a

temperatura estimada mais próxima possível da temperatura ideal.

A essência do modelo matemático é prever o comportamento da temperatura em um ambiente no período  $t + \Delta t$ , para todo  $t$  em  $[t_0, t_f]$  a partir do estado do sistema no instante  $t$ . Este problema naturalmente conduz para modelos baseados em equações diferenciais.

Estritamente falando, o modelo natural deve envolver as equações diferenciais parciais de um problema complexo de Mecânica de Fluidos em três dimensões. No entanto, este modelo deve ser executado muitas vezes para verificar diferentes estratégias de controle, assim procedimentos padrões de CFD (Computational Fluid Dynamics) [6, 32, 59] não são acessíveis, uma vez que não podem resolver todo o problema em tempo real, como a aplicação requer.

Como consequência, simplificações radicais no problema real são necessárias para obter um modelo de previsão razoável e prático. O objetivo principal deste trabalho é mostrar que estas simplificações dão origem a um modelo consistente de controle que pode ser usado para melhoria das condições ambientais no contexto de produção de aves.

Especificamente, a pesquisa teve como contribuições a idealização, desenvolvimento e avaliação de diferentes modelos para previsão de temperatura - ambiência. Os modelos desenvolvidos foram: *bidimensional*, desenvolvido em Matlab; e *unidimensional*, com versões iniciais em Matlab e a versão final implementada em Fortran. Todos os modelos apresentaram desempenho adequado, podendo ser utilizados de acordo com as necessidades. Entretanto, teve-se o objetivo de identificar um deles como mais adequado à aplicação prática nos aviários visitados. Cabe ressaltar a ausência de modelos desse tipo na literatura conhecida, de modo que houve um trabalho de criação desde as ideias básicas dos modelos descritos.

Por se tratar de uma área muito inovadora, iremos apontar na próxima seção o passo a passo desta pesquisa e as maiores dificuldades enfrentadas em seu desenvolvimento.

## 1.1 Histórico

Este projeto iniciou-se com uma proposta de linha de pesquisa apresentada pelo Centro de Pesquisa, Inovação e Difusão do Centro de Ciências Matemáticas Aplicadas à Indústria (CEPID-CeMEAI). O professor José Mario Martínez tornou-se membro deste centro de pesquisa e estava a procura de projetos que envolvessem matemática e indústria.

O problema tratado foi trazido por um consultor do setor privado, que procurou os professores do Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica (IMECC-UNICAMP) solicitando ajuda para trabalhar em uma solução. Este problema consistia em melhorar a qualidade de vida dos frangos e conseqüentemente aumentar sua produtividade. A ideia era produzir equipamentos que pudessem ser vendidos para donos de aviários. Aceitamos trabalhar no problema, mas como desenvolvedores de *software*. A produção de equipamento estaria fora do nosso escopo, ficando por conta do consultor ou de qualquer outro interessado, já que nossa pesquisa seria integralmente publicada.

Realizamos algumas reuniões com este consultor. Ele detalhava os problemas sobre qualidade de vida dos frangos e nos ajudava a direcionar a pesquisa para a real necessidade dos aviários. Em contrapartida, este consultor podia acompanhar o andamento do projeto. Nenhum benefício em particular foi lhe dado.

Iniciou-se assim, um projeto de pesquisa (grupo de pesquisa) em desenvolvimento científico focado no aumento da qualidade de vida dos frangos. Este projeto envolve dois professores, José Mario Martínez e Maria Aparecida Diniz Ehrhardt, dois alunos de doutorado, um pesquisador de pós-doutorado, um aluno de iniciação científica e um consultor convidado.

Com o objetivo de obter conhecimento em ambiência de aviários entramos em contato com um grupo de professores e alunos da Faculdade de Engenharia Agrícola (Feagri-UNICAMP) o qual possui grande relevância nacional nesta área. Em reunião com a professora Daniella Jorge de Moura e com a pesquisadora de pós-doutorado Thayla Morandi Ridolfi de Carvalho, membros deste grupo, recebemos informações valiosas sobre avicultura de corte e fui convidada para uma visita a uma granja. O encontro foi bastante receptivo, resultou em outras reuniões além de grande comunicação com os demais pesquisadores da Feagri.

Realizei a primeira visita a um aviário, juntamente com a professora Daniella e com Thayla. O conhecimento obtido nesta visita foi compartilhado com os professores e demais pesquisadores do grupo. Diante da realidade conhecida no aviário, identificamos que uma abordagem produtiva seria pesquisar a temperatura interna do aviário e desenvolver um algoritmo para otimizá-la, o que ficou sob minha responsabilidade.

Além dos congressos usuais de matemática aplicada, participei de uma feira de aves e suínos e dois *workshops* sobre frangos. Nestes eventos específicos de avicultura conversei com diversos profissionais da área, tais como professores, engenheiros, veterinários, além de donos de aviários, e adquiri grande conhecimento sobre a realidade dos aviários brasileiros. Na Feira da Indústria de Aves e Suínos (AveSui) tive a oportunidade de conhecer o doutor em transferência de calor, Marcus Bianchi, e apresentei nosso projeto a ele. Marcus mostrou grande interesse em nosso trabalho e contribuiu com a modelagem da convecção do ar no aviário. Trabalhar com convecção do ar, sem utilizar a equação de difusão-advectação era, um problema que estávamos enfrentando na época. Ele me explicou sobre o comportamento parabólico de escoamento de fluidos e me indicou livros que abordam este assunto. No segundo workshop que participei, Workshop Internacional de Ambiência de Precisão, apresentei parte desta pesquisa e despertei interesse dos profissionais da área que se surpreenderam com o fato do nosso grupo ser composto principalmente por matemáticos. Pediram para atualizá-los com o desenvolvimento desta pesquisa.

Realizei também um curso sobre um *software* livre de CFD, aprendendo as ferramentas básicas para uma possível simulação em um aviário usando este *software*, com o objetivo de compará-la com nosso modelo. O professor do curso me incentivou a fazer uma parceria com algum profissional já experiente em CFD para tal simulação para que não fosse gasto muito tempo com esses testes. Porém uma busca por esta parceria poderia ser muito demorada, uma vez que não conhecíamos pesquisadores dessa área. Assim decidimos não utilizar essa simulação.

Decidido o ponto da pesquisa era necessário um aviário para ser a base dos dados do algoritmo.

Após alguns meses de procura, Thayla apresentou-me a um granjeiro que poderia, sob supervisão dele, me conceder visitas para obtenção de dados. Porém na terceira visita ele me informou que uma nova visita seria possível somente com autorização da integradora.

Após meses de tentativas uma reunião foi marcada, na qual eu apresentei nosso projeto, falei da idoneidade dos membros do grupo e de como estávamos dispostos a recolher dados sem alterar o ambiente dos frangos, respeitando as regras de higiene e colocando nossa pesquisa a disposição da integradora - e de todos. Em reunião ficou decidido que, apesar da empresa ter uma política de sigilo de seus dados, manteríamos contato por e-mail e em breve um aviário estaria disponível para a pesquisa. Porém após alguns e-mails enviados e tempo despendido pude perceber que a autorização para coletar dados em aviários desta integradora não seria concedida.

Após muitos meses sem ter acesso a um aviário e desenvolvendo a pesquisa sem realizar testes com dados reais, o consultor conseguiu a liberação de um aviário para obtenção dos dados. A partir destes novos dados pude concluir a pesquisa.

### 1.1.1 CEPID-CeMEAI e Matemática Industrial

Este trabalho teve como agente motivador o Centro de Pesquisa, Inovação e Difusão do Centro de Ciências Matemáticas Aplicadas à Indústria (CEPID-CeMEAI), que consiste em um centro de pesquisa especialmente adaptado e estruturado para promover o uso de ciências matemáticas como um recurso industrial. As atividades do Centro são realizadas dentro de um ambiente interdisciplinar, enfatizando-se a transferência de tecnologia e a educação e difusão do conhecimento para as aplicações industriais e governamentais [18].

O desenvolvimento de empresas, governos, indústrias e organizações científicas está cada vez mais ligado a processos de tomada de decisão. Ao mesmo tempo, as bases de dados, que armazenam as atividades de organizações, estão se tornando cada vez maiores. Estes dados precisam ser analisados e o conhecimento relevante deve ser extraído para apoiar a tomada de decisão. Muitas ferramentas de *Data Mining* foram desenvolvidas para este fim. Métodos de Aprendizagem Automática estão cada vez mais integrados em outros sistemas de informação e ferramentas. O êxito no desenvolvimento de soluções para estes problemas exige que as empresas e as universidades trabalhem em contato próximo. As respostas das indústrias são muito importantes para avaliar os resultados de pesquisas atuais e fornecer novos desafios aos pesquisadores. Por outro lado, as indústrias em geral têm de estar em contato com a pesquisa estado da arte, para garantir as melhores soluções para seus problemas ou para os problemas de seus clientes.

Matemática Industrial, base do CEPID-CeMEAI, é a arte de utilizar a Matemática Aplicada, a Computação e a Modelagem Matemática nas resoluções de problemas das empresas e organizações. Conhecimentos de Estatística, Matemática, Computação e outras áreas afins são fundamentais para o exercício profissional.

## 1.2 Organização

Esta tese está organizada da seguinte forma. No Capítulo 2 abordamos a história, a ambiência e o bem-estar do frango de corte. Relatamos a história da industrialização da produção do frango de corte e o aumento dos cuidados com a higiene e com o bem-estar do frango que foram consequências do aumento da produção. Para atender a essas necessidades, a indústria aumentou o controle do ambiente, o que influenciou o desenvolvimento de tecnologia destinada ao manejo do frango. O bem-estar de um animal inclui seu estado físico e mental. Qualquer animal mantido pelo homem, deve, pelo menos, ser protegido contra o sofrimento desnecessário. Detalhamos neste capítulo fatores cruciais para o bem-estar do frango: controle térmico, da qualidade do ar, da amônia no ar e no piso do aviário, da umidade relativa. Neste capítulo também abordamos a ambiência dos aviários, as classificações, os sistemas de ventilação e os tipos de ventilação.

No Capítulo 3 fazemos um estudo da equação do calor, uma equação diferencial parcial parabólica de segunda ordem que determina o campo da temperatura, ou seja, representa como a temperatura varia em função do meio. Apresentamos um estudo sobre as condições iniciais e condições de contorno de um problema de transferência de calor, abordando as condições de

contorno de Dirichlet, de Neumann e a mista. Abordamos também métodos numéricos para resolução de problemas de transferência de calor. O método das diferenças finitas é usado como uma abordagem alternativa para obter a aproximação da solução de uma equação diferencial. Este método transforma o problema de resolver uma equação diferencial em um problema de resolver um sistema de equações algébricas, através de aproximações, por diferenças finitas, das derivadas que aparecem na equação diferencial. Apresentamos estudos de métodos explícitos e implícitos e em particular do método de Crank-Nicolson. Ao final do capítulo apresentamos um estudo sobre a equação de difusão-advecção.

No Capítulo 4, após um levantamento dos modelos de previsão de temperatura já existentes, apresentamos um modelo bidimensional semiempírico de previsão de temperatura. Como a equação de difusão advecção pode apresentar instabilidade, trabalhamos com a equação de difusão, porém não desprezamos a convecção que se dá no aviário devido ao escoamento de ar que ocorre quando os exaustores são acionados. Esta foi modelada como escoamento laminar. Neste capítulo apresentamos também um estudo sobre alguns métodos de otimização sem derivadas e o algoritmo que utiliza o modelo unidimensional.

No Capítulo 5 apresentamos quatro testes realizados com o modelo bidimensional. No primeiro teste simulamos um aviário simplificado e utilizamos temperaturas externas e parâmetros coerentes com um dia de sol e frangos jovens com objetivo de verificar o comportamento da temperatura interna gerada pelo nosso modelo. Os resultados constatarem que o modelo gera temperaturas internas condizentes com a realidade. No segundo teste realizamos a calibração dos parâmetros utilizando dados reais de temperaturas internas e externas obtidos em um aviário brasileiro. O objetivo deste teste foi encontrar valores dos parâmetros que melhor se ajustam a este aviário em dias com condições climáticas parecidas com o dia da obtenção dos dados. Em seguida realizamos um experimento para testar a consistência do modelo. Com este teste pudemos constatar que o modelo apresenta consistência. Por fim, testamos a eficácia do modelo em prever a temperatura com grandes intervalos de tempo. Este teste mostrou que o modelo gera temperaturas próximas às temperaturas reais mesmo quando são considerados grandes intervalos de tempo para previsão, sendo possível prever a temperatura em 80 minutos com erro significativamente pequeno.

No Capítulo 6 apresentamos um modelo unidimensional da temperatura interna do aviário que foi elaborado com o intuito de facilitar a implementação e a adoção do mecanismo de otimização. Este modelo foi desenvolvido gradualmente, e apresentamos os seus três principais estágios de desenvolvimento. A primeira implementação teve como objetivo avaliar o uso da equação do calor e identificar possibilidades para melhorias. O segundo estágio apresenta um modelo mais completo, com a adição de novas variáveis para prever o impacto que os mecanismos de refrigeração do aviário tem sobre a temperatura interna. Este modelo se mostrou adequado para o processo de otimização. Então fizemos a transição deste para uma linguagem compilada, permitindo a execução do sistema em *hardware* mais simples, e adequando a performance às necessidades de tempo real características do problema.

Por fim, apresentamos as conclusões deste trabalho no Capítulo 7.



# Capítulo 2

## Avicultura de Corte

O Brasil é o maior exportador mundial de carne de frango e este item representa um valor considerável no produto interno bruto e na balança comercial do país. As aves são criadas para abate em galpões chamados aviários, com diferentes graus de tecnologia, onde alimentação, temperatura, umidade, intensidade de som, vetores biológicos e iluminação devem ser cuidadosamente monitorados e controlados para otimizar as variáveis de interesse. Mais ainda, tanto as variáveis de controle como as de estado e as externas devem ser objeto de medições através de sensores adequados, atuando em intervalos coerentes de tempo e localizados de maneira otimizada.

### 2.1 Importância Econômica

A avicultura brasileira possui uma importância econômica e social em grande expansão. Segundo dados da União Brasileira de Avicultura [7], esse setor emprega direta e indiretamente mais de 3,6 milhões de pessoas, e responde por quase 1,5% do PIB nacional. Em 2011, a produção brasileira atingiu a marca histórica de 13,058 milhões de toneladas, garantindo ao Brasil uma posição, mantida até hoje, entre os três maiores produtores mundiais de carne de frango, juntamente com Estados Unidos e China. A Associação Brasileira de Proteína Animal (ABPA) [2] divulgou que em 2014 a produção brasileira de frango foi 12,691 milhões de toneladas, Figura 2.1. Desse total, 67,7% permaneceram no mercado interno. O consumo per capita de carne de frango no Brasil está em aproximadamente 42,78 quilos por ano.



Figura 2.1: Produção de carne de frango em 2014 [2].

Nas exportações, o Brasil mantém, desde 2004, a posição de maior exportador mundial, tendo terminado 2014 com a marca de 4 milhões de toneladas embarcadas para mais de 150 países, veja Figura 2.2. Considerando dados de 2013 o Oriente Médio foi o maior importador

de carne de frango brasileira, com 1,448 milhão de toneladas. A Ásia importou 1,118 milhão de toneladas, a África 525 mil toneladas e a União Europeia 423 mil toneladas [1].



Figura 2.2: Exportação de carne de frango em 2014 [2].

A produção de aves no Brasil possui grande importância ambiental. Segundo a União Brasileira de Avicultura (UBABEF) [7], estudos mostram que a produção de carne de aves é a que menos consome energia e água, emite menos gases de efeito estufa e tem menor impacto sobre o solo, comparado com a produção de bovinos e suínos. Além disso, a avicultura brasileira consome 25% menos energia e tem emissões de gases de efeito estufa 17% menores do que a avicultura no Reino Unido. A indústria brasileira de carne de aves está concentrada nas regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste do país, longe do bioma amazônico do Brasil (Figura 2.3) e é signatário dos principais tratados sobre meio ambiente, como o Protocolo de Kyoto.

**ABATE DE FRANGOS EM 2014**  
CHICKEN SLAUGHTERING IN 2014

Fonte: Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento  
Source: Ministry of Agriculture, Livestock and Supply

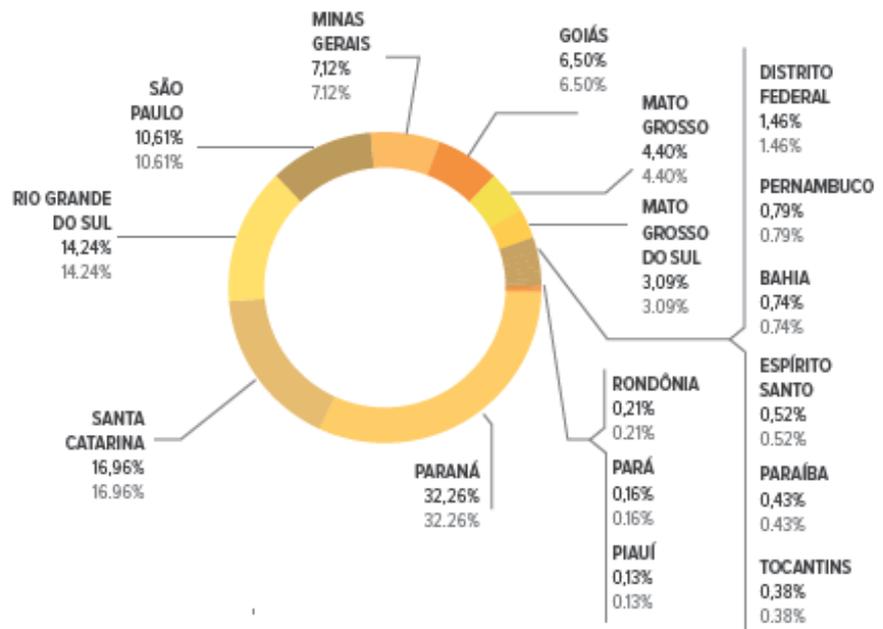


Figura 2.3: Abate de frangos por Estado do Brasil [2].

O sistema de integração implantado nos anos 1960 viabilizou a consolidação da produção em cadeia, harmonizando a atividade dos criadores com a dos abatedouros. De acordo com a UBABEF, estima-se que 90% da avicultura industrial brasileira esteja sob o sistema integrado

entre produtores e frigoríficos. Nessa integração a empresa integradora fornece ração, medicamentos e pintos de um dia, e contribui com contratação de agrônomos, veterinários ou técnicos rurais para acompanhamento dos lotes. Aos produtores cabe criar as aves de acordo com as melhores práticas de produção e de acordo com as mais rígidas normas de bem-estar animal, biossegurança e sanidade.

### 2.1.1 Histórico e Sistemas de Produção

A avicultura industrial mundial teve um grande incentivo após 1940, em decorrência da fome provocada pela segunda guerra mundial, aliada ao desenvolvimento de novas tecnologias. Até então, a avicultura era uma atividade artesanal e sem importância. Os criadores não tinham conhecimento dos cuidados quanto à nutrição das aves o que os impedia de aumentar a produtividade. Com a guerra foi preciso aumentar a produção de carnes alternativas, de preferência de pequenos animais, que estivessem prontas para consumo num curto espaço de tempo. Os Estados Unidos durante a guerra e os países da Europa no pós guerra, começaram a desenvolver pesquisas no sentido de obter novas linhagens, rações e alimentos que atendessem aos requerimentos nutricionais das aves e medicamentos específicos para a avicultura. Os avanços resultantes de pesquisas científicas permitiram uma expansão industrial rápida, resultando em um grande aumento na produção e acesso barato à proteína de origem animal a uma ampla parcela da população.

No Brasil, o complexo avícola também iniciou em 1940 com a introdução de raças híbridas no país, mas se intensificou somente no início da década de 1960, com o programa dos galpões de mil frangos e a vinda de filiais de empresas norte-americanas, canadenses, entre outras, que ofereciam um pacote tecnológico para viabilização da avicultura. Com isso, padrões de manejo e alimentação foram se alterando gradativamente.

No início de 1970 se verifica a consolidação das novas técnicas, iniciando um processo contínuo de transformações que alteraria fundamentalmente a concepção inicial da avicultura. Na década de 70, a indústria de frangos brasileira cresceu em média 12% ao ano [12]. Neste período cada brasileiro consumia, na média 2,3 kg de carne de frango, em 1999 o consumo de carne de frango subiu para 29,1 kg, mais de 1000% de aumento em 30 anos. Em 2014 o consumo per capita de carne de frango no Brasil estava em aproximadamente 42,78 quilos por ano, mais dados deste consumo podem ser observados na Figura 2.4.

A primeira metade dos anos 80 foi o único período de baixo crescimento da produção, pela retração do mercado interno, decorrente da recessão generalizada na economia brasileira. Entretanto neste período a indústria avícola foi compensada pelo crescimento das exportações. A primeira exportação brasileira de cortes especiais de frango foi em 1983. As indústrias avícolas começaram a produzir para a exportação e, com a estrutura montada para atingir suas metas, começaram a direcionar os cortes também para o mercado nacional. E isso marcou a mudança de hábito no consumo de carne de frango no Brasil. Antes das exportações, as indústrias ofertavam apenas o frango inteiro, a partir de então a população brasileira começou a mudar seu hábito de consumo, migrando, com certa importância, do frango inteiro para os cortes especiais.

Em 2004, o Brasil alcançou o posto de maior exportador mundial de carne de frango e se mantém nesta posição até hoje. Os dados históricos da exportação de carne de frango do Brasil podem ser vistos na Figura 2.5.

Com a evolução da avicultura desenvolveu-se uma rede de atividades correlatas e inova-

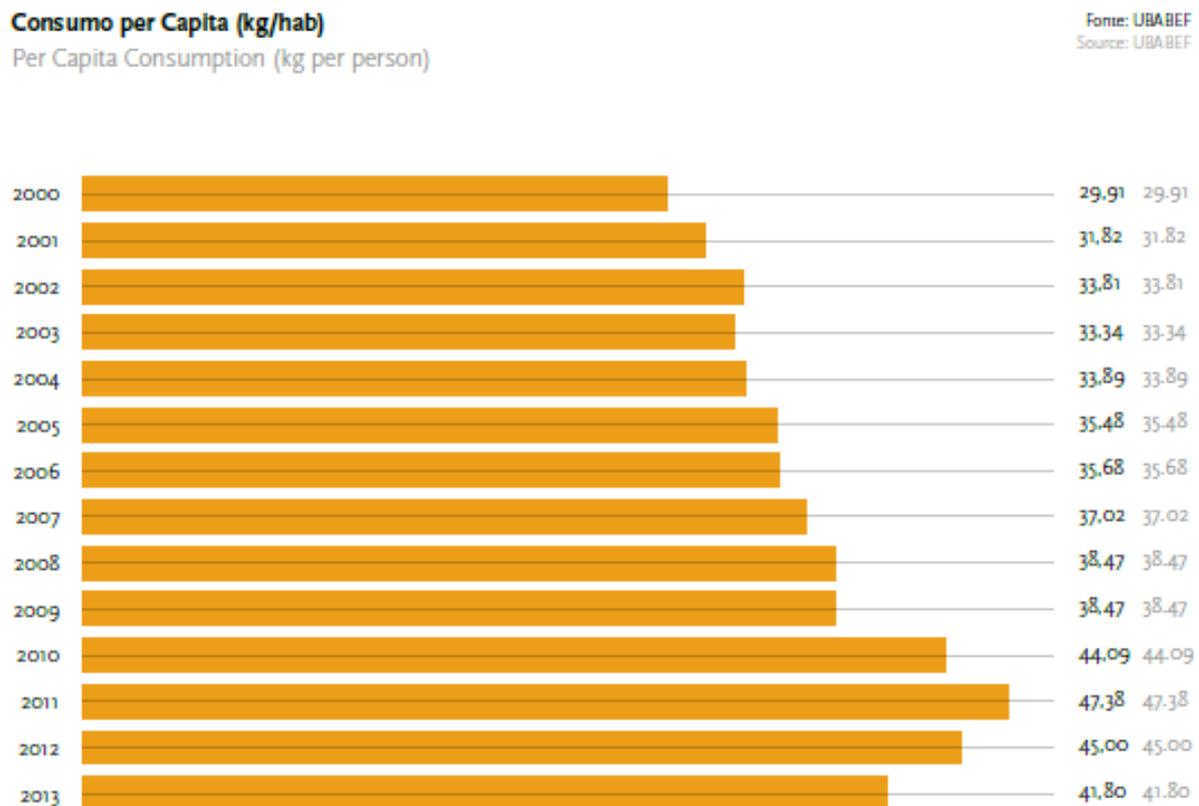


Figura 2.4: Histórico do consumo per capita de carne de frango no Brasil [1].

ções tecnológicas, tais como: indústrias de rações; de equipamentos para granjas, incubatórios, matadouros e frigoríficos; de beneficiamento e transformação dos produtos avícolas; de laboratórios na produção de vacinas, antibióticos e desinfetantes; a produção de matérias-primas para rações como vitaminas, elementos minerais e subprodutos industriais; a rede de intermediários entre o produtor e o consumidor responsável pela comercialização, beneficiamento, prestação de serviços e industrialização de produtos avícolas; os agrônomos, veterinários e zootecnistas; universidades e centros de pesquisas [34].

Atualmente a avicultura brasileira é um dos complexos agroindustriais de maior dinamismo, com atividade primária extremamente intensiva e integrada entre os elos da cadeia produtiva. Diferentes sistemas de produção são empregados, os quais são explicados a seguir.

### Sistema de Produção Independente

O sistema de produção independente é aquele onde o próprio produtor gerencia todos os elos da cadeia, incluindo o abate e a comercialização. Porém, os criadores independentes de frango de corte nem sempre possuem abatedouros e frigoríficos, que envolvem um grande investimento, impondo dificuldades aos produtores em integrar toda a sua produção. Para os criadores que vendem sua produção, sua independência está restrita ao não-controle de sua produção por uma integração. Portanto estão apenas parcialmente verticalizados. Este sistema de produção tem diminuído significativamente. Dentre os fatores para esta diminuição estão os riscos envolvidos na produção e comercialização que são de inteira responsabilidade do produtor, mas com a crescente busca por alimentos orgânicos e produzidos de forma natural ainda existe espaço

**Exportações de Carne de Frango do Brasil – Série Histórica (mil ton)**

Fonte: Secex e UBABEF

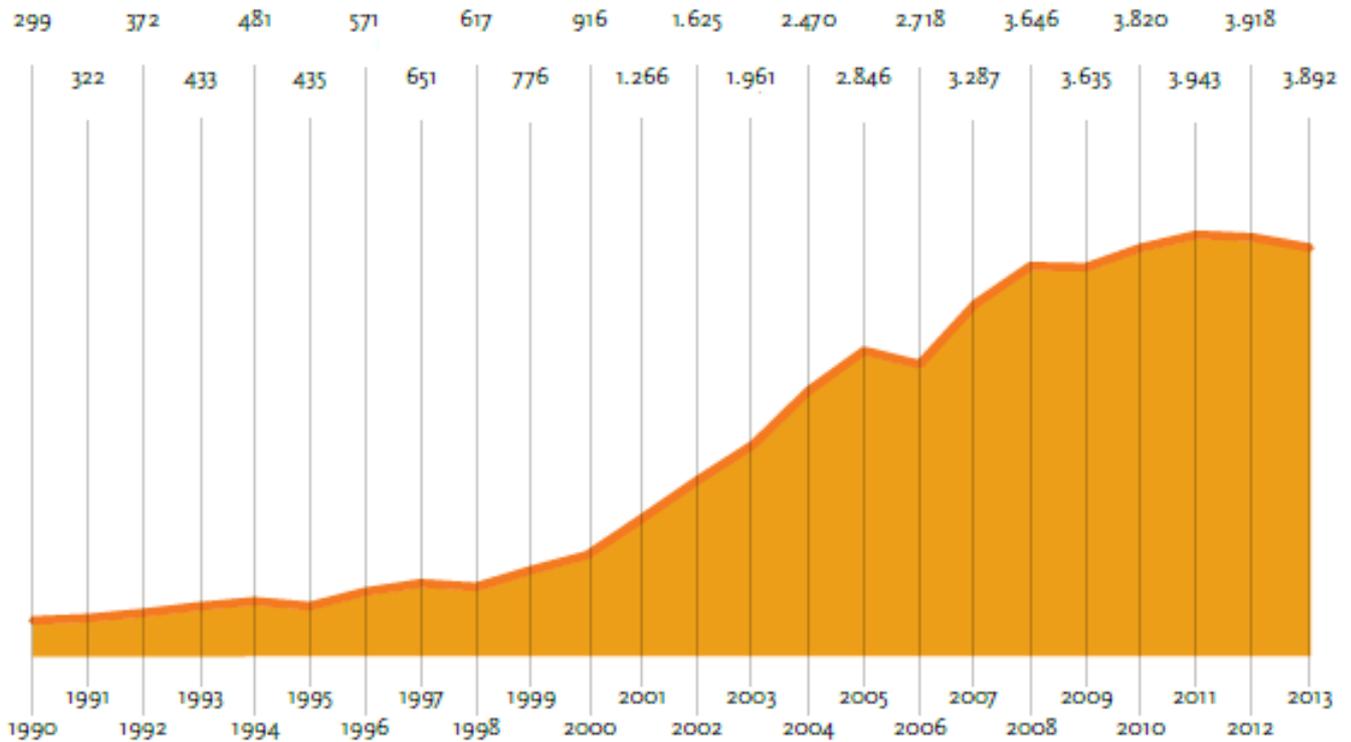


Figura 2.5: Histórico da exportação brasileira de carne de frango [1].

disponível.

**Sistema de Produção Cooperativo**

O sistema cooperativo é aquele onde o criador participa da organização e das decisões, correndo os riscos de um eventual fracasso comercial das operações. A cooperativa muitas vezes produz pintinhos, rações e demais insumos consumidos dentro do próprio sistema que são repassados aos cooperados pelo custo de produção. As despesas administrativas, técnicas e operacionais são agregadas ao custo e rateadas entre o total de frangos produzidos. Os lucros obtidos podem ser destinados a novos investimentos pela cooperativa ou mantidos em reserva, para aplicação no mercado financeiro, ou finalmente, distribuídos entre os cooperados, com dividendos proporcionais às quotas de participação. As vantagens apresentadas pelas cooperativas são semelhantes às apresentadas pela integração privada. A diferença básica entre o sistema cooperativo e o sistema de produção por integração está na participação do produtor na construção do capital social da empresa e no processo de decisão dos destinos da cooperativa.

### Sistema de Produção por Integração

O sistema de integração consiste em incorporar à atividade principal de uma empresa, todas aquelas outras que a ela se ligam no ciclo de produção do frango abatido [34]. O contrato de integração é feito principalmente entre empresas que se complementam no processo produtivo. De um modo geral, a empresa maior, conhecida por integradora, fornece o material de base, ou seja os pintinhos de um dia, a ração, os medicamentos, as vacinas e desinfetantes, a assistência técnica, além de se encarregar do transporte, do abate e da comercialização. Enquanto o criador utiliza as suas instalações, equipamentos, aquecimento, forração do galpão e o seu trabalho. No final do ciclo, o lote é retirado dos aviários, segue para o abatedouro, onde é processado. Posteriormente a integradora se encarrega da comercialização do frango e o integrado recebe uma remuneração pela criação das aves.

Este sistema é regido por um contrato de integração feito entre as partes interessadas, contendo os direitos e deveres recíprocos. O criador de frangos encontra neste tipo de integração vantagens importantes, tais como garantia do escoamento da produção, assistência técnica e certeza de uma renda no final da criação. Entretanto, ele apresenta o inconveniente de tornar o produtor dependente da indústria integradora, economicamente mais forte. Estima-se que 90% da avicultura industrial brasileira esteja sob o sistema integrado entre produtores e frigoríficos.

Amarildo Brustolin, presidente da Comissão Técnica de Avicultura da Federação da Agricultura do Estado do Paraná (FAEP), aponta uma série de problemas ao ao sistema de integração [53]: "Não há uma norma específica no ordenamento jurídico para contratos de integração"; "Os contratos mostram como o produtor tem que se comportar no sistema produtivo, mas não dá condições para que ele se sustente nessas condições"; "Muitos não entendem aquela fórmula (de pagamento) e gostariam de algo mais transparente"; "Às vezes você trabalha com dois, três lotes tendo prejuízo até se ajustar - após período de extremo frio ou calor".

Em 2013 as integradoras BRF e a JBS exportaram juntas 69,6% dos frangos do Brasil, deixando os demais produtores com pouco espaço para exportação, veja Figura 2.6. Os terceiro e quarto lugares ficaram com as empresas Aurora e Tyson do Brasil, a cooperativa brasileira que mais exportou, C.Vale, ocupou o quinto lugar. Em 2014 esta cooperativa passou para o quarto lugar, uma vez que a Tyson do Brasil foi adquirida pela JBS.

## 2.2 Bem-estar Animal

Para a maioria da população do mundo desenvolvido, o desejo de bem-estar animal implica comportamento natural em um ambiente natural. Este desejo é compassivo, mas raramente bem informado, pois poucas dessas pessoas têm experiência prática direta da agricultura, moderna ou antiga. Esta ignorância torna o consumidor vulnerável aos slogans de marketing como "orgânico" ou "verde". A maioria dos agricultores se preocupam com seus animais. No entanto, muitos agricultores ainda veem bem-estar animal simplesmente como um problema decorrente da percepção equivocada de um público ignorante [67].

A agroindústria avícola moderna está sendo submetida a rigorosos padrões internacionais para garantir o bem-estar dos animais. Ao mesmo tempo, está buscando uma constante melhora na produção. Fator essencial nesses objetivos é o estabelecimento de condições climáticas adequadas para o desenvolvimento das aves. Em especial, minimizar o estresse térmico ambiental, que exerce um impacto negativo na produção.

De acordo com [24], o bem-estar de um animal inclui seu estado físico e mental. Qualquer



Figura 2.6: Exportação de frango do ano de 2013 por empresa [1]

animal mantido pelo homem, deve, pelo menos, ser protegido contra o sofrimento desnecessário. Para garantir o bem-estar de um animal é necessário assegurar as cinco liberdades:

1. Liberdade de fome e sede - pelo pronto acesso à água fresca e a uma dieta adequada para manter a saúde e o vigor,
2. Liberdade de desconforto - proporcionando um ambiente adequado, incluindo abrigo e uma área confortável para descanso,
3. Liberdade da dor, lesão ou doença - por prevenção ou diagnóstico e tratamento rápido,
4. Liberdade para expressar comportamento normal - proporcionando espaço suficiente, instalações adequadas e companhia de sua espécie animal,
5. Liberdade de medo e angústia - assegurando condições e tratamento que evitem sofrimento mental.

A questão mais importante de todas é considerar o bem-estar, segundo a percepção dos próprios animais. O bem-estar de um animal é bom se ele pode manter a integridade física e evitar o sofrimento. Integridade física implica estar livre de doenças, lesões e incapacidade, e esta adquire particular importância quando os problemas podem ser diretamente atribuídos às condições em que os animais são criados. A expressão "evitar o sofrimento" se refere ao bem-estar mental [67].

A qualidade ambiental em aviários é determinada pelos efeitos combinados das variáveis ambientais tais como temperatura do ar, umidade e velocidade do vento, a taxa de ventilação e da concentração de partículas em suspensão, gases e microorganismos, e influenciam diretamente as condições de vida para as aves. Além do estresse térmico causado às aves, um aumento na temperatura tem influência direta em outras variáveis ambientais. Um incremento na temperatura eleva a concentração de amônia, concentração de partículas e também a umidade do ar.

### 2.2.1 Estresse Térmico

O excesso ou a falta de calor para frangos de corte podem causar perdas do peso da ave, diminuição na conversão alimentar e afetar variáveis fisiológicas, e em caso extremo, aumento da mortalidade. A temperatura corporal do corpo das aves é influenciada pela temperatura ambiente, desta forma, é necessário manter níveis ideais de temperatura dos aviários.

Fornecer um ambiente consistente e uniforme no aviário é fundamental para alcançar o melhor desempenho das aves. Diferenças bruscas na temperatura do galpão causam estresse nos pintos e reduzem o consumo de ração. Além disso, essas diferenças resultam em maior consumo de energia para manter a temperatura corporal [13]. Pequenas alterações na temperatura ambiente têm efeitos significativos tanto na performance da ave como nas condições ambientais [5].

Nos meses de verão, quando a temperatura do aviário está muito elevada, há maior incidência de ferimentos decorrentes do manejo das aves atribuída à ruptura de vasos sanguíneos e capilares periféricos, devido à vasodilatação. Em épocas quentes as aves reduzem a ingestão de ração e, por consequência, a quantidade de energia ingerida. Para diminuir esse déficit, alguns formuladores de ração incrementam a proporção de energia para conseguir aumentar as calorias da mesma, porém tais modificações na dieta podem contribuir com a incidência de problemas de gordura na carcaça. As altas temperaturas também diminuem a síntese de colágeno e, portanto, podem facilitar a produção de escoriações na pele devido à diminuição da resistência da mesma. Em contrapartida, quando as temperaturas são baixas, aumenta a proporção de carcaças com calos e crostas no peito devido à má conservação da cama, termo utilizado para o material que permanece no piso de uma instalação avícola e recebe excreções, restos de ração e penas [4].

Quando a temperatura ambiental está dentro da zona de termoneutralidade, a temperatura interna de aves adultas é mantida em torno de 41,20°C a 42,20°C com o mínimo de esforço, o que é considerado ideal. Mas quando a temperatura ambiental aumenta excessivamente, mecanismos biofísicos como a redução na ingestão de alimentos, são acionados. Se esses mecanismos forem insuficientes para manter a homeotermia, a temperatura interna aumenta conduzindo o animal à morte por exaustão térmica [65].

Cooper [23] conclui que frangos expostos a um ambiente de estresse por calor apresentam um aumento significativo da temperatura do corpo e este aumento possui uma forte correlação negativa com características de importância econômica como ganho de peso, consumo de ração e conversão alimentar. Na fase final (28 a 35 dias), frangos submetidos a estresse térmico de 32° C diminuíram a conversão alimentar, aumentaram a quantidade de comida ingerida e mantiveram o ganho de peso.

Em situação de estresse por frio, os pintos diminuem o consumo de alimento, gastando reservas para a termo gênese, influenciando negativamente no desenvolvimento anatômico-fisiológico. Isso reflete em queda de produtividade no desenvolvimento dos animais durante as demais fases de vida, resultando em lotes desuniformes, perda de peso e piora na conversão alimentar. Já animais em crescimento ou adultos em estresse por frio, mantêm o consumo de alimento, porém a energia que serviria para deposição tecidual, em grande parte é utilizada para manter a temperatura retal, diminuindo assim o desempenho da ave [17].

Os pintinhos não possuem capacidade de regular a temperatura corporal nos primeiros 5 dias de vida, e o seu sistema de termorregulação só estará totalmente desenvolvido após os 14 dias de idade. Os pintos, quando estão com frio, ficam aglomerados e apresentam pouca atividade, e conseqüentemente, pouca ingestão de ração e de água, resultando baixo crescimento [13].

## Temperatura Ideal

Existem limites para o intervalo de temperaturas dentro do qual animais vertebrados podem manter sua homeotermia. A zona termoneutra dentro do intervalo de homeotermia é difícil de definir; nessa faixa, os vasos sanguíneos da pele não estão nem totalmente dilatados nem totalmente contraídos, a evaporação de umidade da superfície da pele e/ou do trato respiratório é mínima, pelos ou penas não estão eretos e respostas comportamentais ao calor ou frio não ocorrem. O intervalo de temperaturas superior à zona termoneutra que os animais podem tolerar sem que ocorra prejuízos é muito reduzido [14].

A temperatura ideal varia conforme o autor. Nicholson especifica que a temperatura para o pinto de um dia é de 31 °C, e deve ser decrescida em 1°C a cada dois dias até atingir a temperatura de 21°C no vigésimo primeiro dia [50]. Já Cobb considera a umidade relativa do ar no ambiente interno do galpão para identificar essa temperatura, de modo que, considerando por exemplo a segunda semana de vida do frango o valor ideal pode variar entre 23°C e 27°C [13]. O detalhamento da variação da temperatura ideal com base na umidade é feito na Seção 2.2.4.

### 2.2.2 Qualidade do Ar

Apesar de não alterar o odor do ar, a temperatura e umidade possuem um impacto forte e significativo sobre a percepção da qualidade do ar. O ar é percebido como menos aceitável com o aumento da temperatura e umidade [31].

Da mesma forma, partículas de poeira no ar de um aviário afetam a saúde dos animais e dos seres humanos que trabalham nos aviários. A temperatura interna de uma aviário está diretamente relacionada a quantidade de partículas no ar.

Poeiras orgânicas em instalações avícolas compreendem grãos e outras partículas derivadas de plantas, pelos de animais, urina, fezes, microrganismos. Partículas de poeira podem conter materiais perigosos, como bactérias patogênicas, vírus, endotoxinas ou outras substâncias orgânicas [63].

Avicultores e suinocultores têm uma elevada prevalência de chiado no peito e sintomas de bronquite crônica, e trabalhar em aviários é associado a um declínio agudo e crônico na função pulmonar humana [63].

As partículas que entram no sistema respiratório dos seres humanos são depositadas em diferentes regiões. Partículas de todos os tamanhos podem ser depositadas na região do nariz e da faringe, partículas menores podem entrar na árvore brônquica e partículas ainda mais finas podem atingir os alvéolos [8].

Partículas em suspensão podem aumentar a susceptibilidade a doenças de aves por sua ação irritante sobre o trato respiratório quando é inalado [38].

A ativação dos sistemas imunológicos podem conduzir a uma redução no consumo de ração bem como a eficiência de produção [8].

Segundo [8] os fatores influentes nas concentrações de partículas no ar em aviários incluem o regime de limpeza, o projeto de ventilação nos edifícios, o tipo de material de cama utilizado, a idade dos edifícios, a carga biológica (peso de aves), as taxas de fluxo de ar, umidade e temperatura.

A temperatura está correlacionada positivamente com a concentração de partículas transportadas pelo ar. Segundo [51], as concentrações de partículas transportadas pelo ar nos aviários são mais elevadas em ambientes mais quente do que ambientes mais frios .

### 2.2.3 Amônia

A manutenção da temperatura ideal no ambiente também é importante para evitar o excesso de fermentação dos dejetos que tende a aumentar com altas temperaturas [45], [27], [30].

Fatores que contribuem para a formação de amônia,  $NH_3$ , incluem a temperatura, umidade, pH e teor de nitrogênio da cama. Temperatura e velocidade do ar também influenciam a taxa de volatilização de amônia a partir da cama [40]. Temperatura, umidade e pH têm influência direta sobre o ambiente de vida dos microrganismos que facilitam a conversão de ácido úrico em amônia. Altas temperaturas aumentam a atividade bacteriana e produção de amônia, um aumento de apenas  $1^\circ C$  ou  $2^\circ C$  pode causar um grande efeito sobre os níveis de amônia [58].

Amônia atmosférica inibe o desempenho de frangos de corte. Frangos expostos a altas concentrações de amônia atmosférica (a partir de 25ppm) reduzem o peso corporal e geralmente apresentam maior mortalidade [47], [57]. A fermentação dos dejetos presentes na cama e a falta de critério na renovação do ar causam a produção excessiva de  $NH_3$  no ambiente, provocando problemas sanitários, tais como: problemas locomotores e respiratórios, ascite, calo nas patas, queimaduras e infecções [15].

Através de um bom uso do sistema de ventilação é possível diminuir a quantidade de amônia no ar. Segundo [48] o sistema de ventilação tipo túnel remove com eficiência os gases gerados dentro das instalações, garantindo uma qualidade de ar adequada as aves.

### 2.2.4 Umidade Relativa

A umidade relativa do ar também possui um importante papel para a produção em confinamento, pois afeta a sensação térmica dos animais, já que o calor pode ser bem tolerável com uma umidade relativa baixa e não quando esta está elevada. Já com a umidade relativa elevada, em microclima frio, pode ocorrer a condensação sobre paredes e demais componentes da instalação, com o aumento da umidade da cama e eventual surgimento de doenças [15].

Em períodos muito quentes, a perda de calor associada ao resfriamento não-evaporativo diminui conforme se reduz o diferencial de temperatura entre as aves e o ambiente. Nestes casos a principal forma de perda de calor dos frangos durante o estresse calórico é a perda de calor por evaporação. A alta umidade relativa reduz a evaporação de água, dificultando a perda de calor latente [13].

Na produção de aves durante a primeira semana de criação, geralmente são observados valores baixos de umidade relativa, devido às altas temperaturas alcançadas pelos sistemas de aquecimento e a baixa concentração de peso vivo por área em  $m^2$ . Quando próximo ao abate, produz-se a situação contrária, com umidade relativa excessiva, dependendo de diversos fatores, como: taxa de ventilação e volume de água derramada dos bebedouros, condições de umidade da cama e a taxa de evaporação da água presente nos dejetos [45].

Na Tabela 2.1 encontram-se os valores de umidade relativa e temperatura ideais, de acordo com Cobb [13], para cada semana do frango de corte. Para valores de umidade abaixo da faixa da tabela, deve-se aumentar a faixa de temperatura em 0,5 a  $1^\circ C$  e para valores de umidade maior do que a faixa da tabela, deve-se diminuir a faixa de temperatura em 0,5 a  $1^\circ C$ .

Idade (dias)	Umidade Relativa (%)	Temperatura (°C)
0	30-50	32-33
7	40-60	29-30
14	50-60	27-28
21	50-60	24-26
28	50-65	21-23
35	50-70	19-21
42	50-70	18
49	50-70	17
56	50-70	16

Tabela 2.1: Temperatura e Umidade [13].

### 2.2.5 Índices de Conforto Térmico

O controle ambiental na produção de animais confinados é baseado principalmente na temperatura do ar. Porém a temperatura do ar, exclusivamente, não representa o ambiente térmico como um todo. Com o objetivo de sintetizar os diversos fatores que caracterizam o ambiente térmico foram criados os índices de conforto térmico. Os métodos mais utilizados para o cálculo de conforto térmico são: índice de temperatura e umidade (ITU) e índice de temperatura, umidade e velocidade (ITUV).

#### ITU

O índice de temperatura e umidade é dado por [20]:

$$ITU = 0,62T_{bs} + 0,38T_{bu},$$

onde  $T_{bs}$  é temperatura de bulbo seco (°C),  $T_{bu}$  é temperatura de bulbo úmido (°C).

Valores de ITU entre 64 e 74 são classificados como *conforto*, entre 74 e 78 como *alerta*, entre 78 e 84 *perigo*, e *emergência* é considerada para valores maiores que 84 [15].

#### ITUV

Diante da importância da velocidade do ar no conforto dos animais, Tao & Xim [64] desenvolveram o índice de temperatura, umidade e velocidade:

$$ITUV = (0,85T_{bs} + 0,15T_{bu}) V_{ar}^{-0,058},$$

onde  $T_{bs}$  é temperatura de bulbo seco (°C),  $T_{bu}$  é temperatura de bulbo úmido (°C) e  $V_{ar}$  é a velocidade do ar (m/s).

## 2.3 Ambiência

A ambiência em uma instalação de frangos de corte é de grande importância. Em um ambiente de conforto térmico pode-se criar mais animais por metro quadrado de galpão e com

melhor desempenho. A condição de conforto térmico está sendo conseguida pelo desenvolvimento e utilização dos equipamentos de climatização, bem como mecanismos de automação que visam otimizar as condições climáticas internas dos aviários. São utilizados neste sentido, as campânulas para aquecer na fase inicial, até 20 dias aproximadamente, e os ventiladores ou exaustores, nebulizadores e painéis evaporativos para refrigerar na fase final, a partir de 20 dias [34].

Os galpões na década de 60 tinham uma área interna de aproximadamente  $100m^2$  e eram os chamados "galpões de mil frangos"; na década de setenta os galpões recomendados tinham cerca de  $1030 m^2$  de área e tinham a capacidade de abrigar 10.000 aves; atualmente é muito comum encontrar galpões de  $2100 m^2$ , 14m de largura por 150m de comprimento, com a capacidade de abrigar cerca de 30.000 aves.

Os aviários são equipados com bebedouros, comedouros, exaustores (ou ventiladores) e aquecedores. O uso correto destes equipamentos é essencial para o bem-estar do frango.

Para forrar o piso do aviário é utilizada a cama de frango. Recomenda-se a utilização de 1 kg de cama por ave alojada, cobrindo o piso com aproximadamente 10 cm de espessura. A cama de frango sempre foi considerada uma fonte de renda alternativa para o avicultor, que pode comercializar o resíduo na forma de adubo. Os materiais mais usados são a maravalha, casca de arroz e café e a cama pode ser reutilizada por até 4 vezes.

Quanto melhor a qualidade do sistema de ambiência do aviário, maior a densidade de frangos possível de ser criada no ambiente. As recomendações gerais para densidades estão na Tabela 2.2.

Tipo de galpão	Tipo de Ventilação	Mecanismo de ventilação	Densidade
Galpão aberto	Natural	Exaustores de Circulação	$30 kg/m^2$
Galpão aberto	Pressão Positiva	Exaustores nas paredes laterais	$35 kg/m^2$
Galpão fechado	Ventilação Tipo túnel	Nebulizadores	$39 kg/m^2$
Galpão fechado	Ventilação Tipo túnel	Resfriamento Evaporativo	$42 kg/m^2$

Tabela 2.2: Densidade Máxima. Adaptado de Cobb [13].

### 2.3.1 Classificação de Aviários

Os aviários podem ser classificados através do tipo de ventilação: ventilação natural, aviário aberto, ou forçada, aviário fechado, e esta pode ser subdividida em pressão positiva ou negativa. Um exemplo de aviário com ventilação natural é mostrado na Figura 2.7 (a). Aviários com ventilação forçada podem ser classificados de acordo com o material utilizado em suas laterais. Quando as laterais de um aviário são de alvenaria, este é chamado de *solid wall*, veja Figura 2.7 (b). Quando as laterais são fechadas por cortinas a classificação se dá pela cor desta; alguns exemplos são *blue house*, Figura 2.7 (c) e *dark house*, Figura 2.7 (d).

### 2.3.2 Sistemas de Ventilação em Aviários

A produtividade ideal ocorre quando a parcela de energia para crescimento é maximizada, para tal deve-se manter a ave vivendo dentro de sua temperatura sem nenhum desperdício de energia, seja para compensar o frio ou o calor. Desvios das situações ideais de conforto térmico



(a) Ventilação Natural



(b) Solid Wall



(c) Blue House



(d) Dark House

Figura 2.7: Principais tipos de aviários brasileiros

diminuem o desempenho do lote. A ventilação é o principal mecanismo utilizado para controlar as condições climáticas às quais as aves são expostas. O aumento da ventilação possibilita a redução da umidade produzida pela respiração e pelos dejetos das aves, da umidade presente na cama, assim como a redução do ar quente saturado localizado próximo às coberturas, o controle da temperatura ambiental, a renovação do oxigênio ambiental consumido pela respiração das aves e a eliminação do gás amoniacal que se forma pela fermentação orgânica das camas, principalmente, quando estão mal conservadas [16].

O Brasil possui significativa diversidade climática e, por isso, diferentes tipos de aviários são construídos, conduzindo a diversas maneiras de promover a ventilação. Considerando-se os tipos de ventilação os aviários brasileiros podem ser classificados em abertos e fechados. Os aviários abertos são mais simples, normalmente são utilizados devido ao seu baixo custo e em regiões onde as condições climáticas se apresentam amenas. Nesse sistema prioriza-se a ventilação natural, levantam-se as cortinas durante períodos quentes. Em condições de calor intenso, e em regiões com pouco vento, há necessidade da adoção da ventilação artificial.

Os aviários fechados são mais complexos, de maior custo, e requerem ventilação forçada e resfriamento evaporativo. A ventilação pode ser positiva ou negativa, com fluxo de ar tipo túnel. Na ventilação com pressão negativa os exaustores são posicionados em uma das extremidades dos galpões e na outra extremidade se localizam as aberturas de entrada de ar que normalmente são compostas por painéis evaporativos. Normalmente os exaustores são controlados por temporizadores definindo o tempo de acionamento [3].

### 2.3.3 Tipos de Ventilação

A ventilação do ar no aviário pode ser classificada como natural ou forçada.

#### Ventilação Natural

A ventilação natural é o deslocamento do ar no edifício, através de aberturas, umas funcionando como entrada e outras, como saída. Assim, as aberturas para ventilação deverão ser dimensionadas e posicionadas de modo a proporcionar um fluxo de ar adequado ao ambiente. O fluxo de ar que entra ou sai do ambiente é decorrente da diferença de pressão do ar dos ambientes internos e externos causadas pela ação dinâmica do vento, da resistência ao fluxo de ar oferecido pelas aberturas, ou em razão das diferenças de temperatura entre dois meios considerados [35]. A ventilação natural permite alterações e certo controle da pureza do ar, provendo o aviário de oxigênio, eliminando gases nocivos como amônia e  $\text{CO}_2$ , excesso de umidade, porém este controle da temperatura geralmente não é eficaz. Aviários com ventilação natural são utilizados devido ao seu baixo custo e em regiões onde as condições climáticas se apresentam amenas. Em condições de calor intenso é necessário utilizar ventilação artificial para alcançar o conforto térmico.

#### Ventilação Artificial ou Forçada

A ventilação artificial é produzida por exaustores e ventiladores e possui fluxo de ar tipo túnel. Este sistema de ventilação alcança maior controle sobre as condições climáticas do que a ventilação natural, realiza a filtragem, distribuição uniforme e suficiente do ar no aviário e é independente das condições atmosféricas.

Existem duas formas de promover artificialmente a movimentação do ar:

- sistema de pressão negativa ou exaustão;
- sistema de pressão positiva ou pressurização.

Em um sistema de ventilação positiva o ar externo é forçado, por meio de ventiladores, a entrar no aviário, criando um gradiente de pressão de fora para dentro. O galpão é fechado lateralmente por meio de cortinas bem vedadas, com aberturas similares nas duas extremidades. É possível utilizar forro para melhorar o conforto térmico e reduzir a taxa de ventilação.

No sistema de pressão positiva é possível utilizar nebulizadores para auxiliar na refrigeração dos galpões. Os nebulizadores pulverizam água fria na parte superior do galpão, o ar quente provoca a evaporação da água fria espalhada e os ventiladores movimentam essa massa de ar aquecida para fora do galpão.

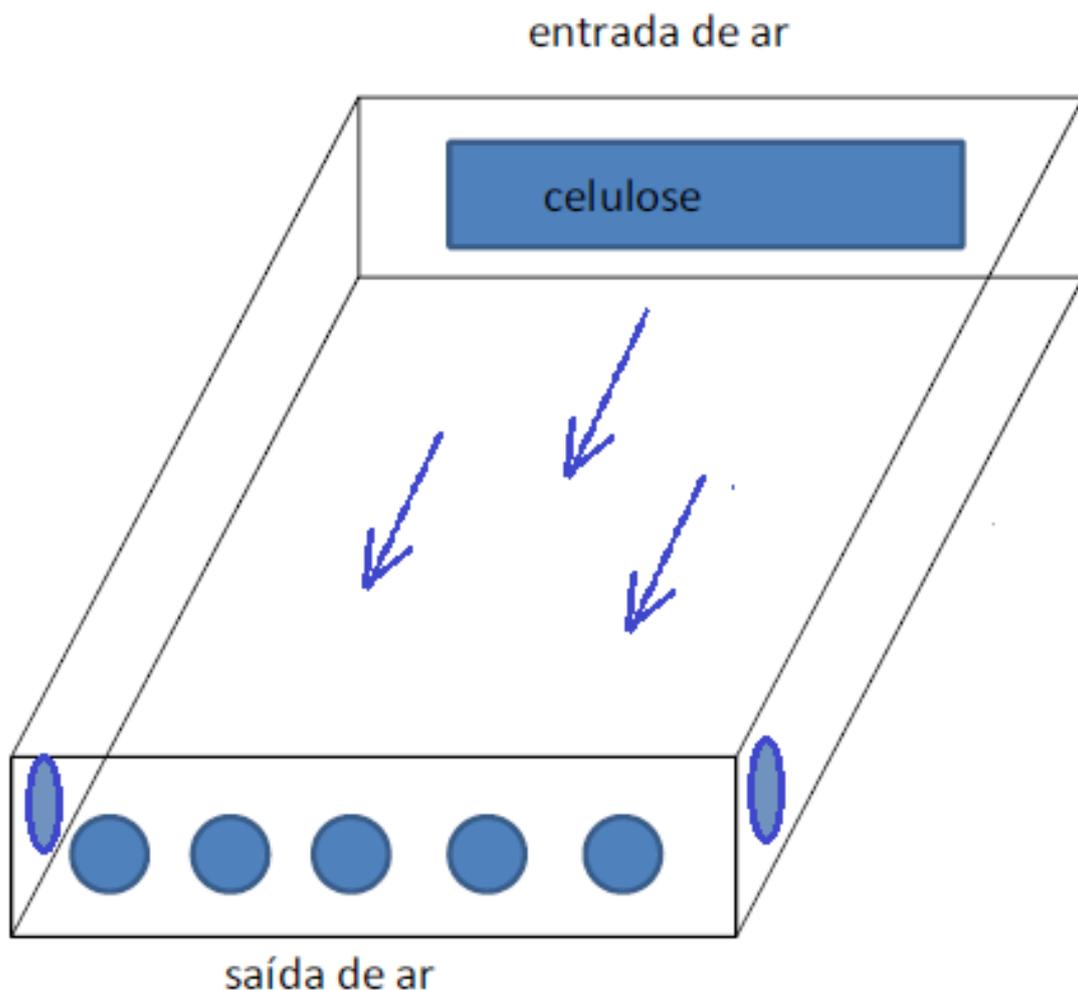


Figura 2.8: Sistema de resfriamento do ar em um aviário tipo túnel com pressão negativa.

Já em um sistema de ventilação negativa, Figura 2.8, o mais utilizado atualmente no Brasil, o ar é succionado de dentro do galpão para fora através de exaustores, Figura 2.9 criando um vácuo parcial no interior da construção. Tipicamente, os exaustores são colocados numa

extremidade do galpão e na outra extremidade são dispostas aberturas para entrada do ar com placas de material poroso, umedecido para propiciar a evaporação. Não necessariamente se usará o resfriamento evaporativo, podendo o sistema ser usado sem o umedecimento do material poroso ou nebulização, sendo feito apenas o sistema de ventilação [62]. Os exaustores são dimensionados para possibilitar a renovação de ar do aviário a cada minuto e à velocidade de 2 a 2,5  $m/s$  [3]. A eficiência desse sistema depende de uma boa vedação da instalação, evitando perdas de ar.



Figura 2.9: Exaustores de um aviário tipo túnel com pressão negativa.



Figura 2.10: Painel evaporativo de um aviário tipo túnel com pressão negativa.

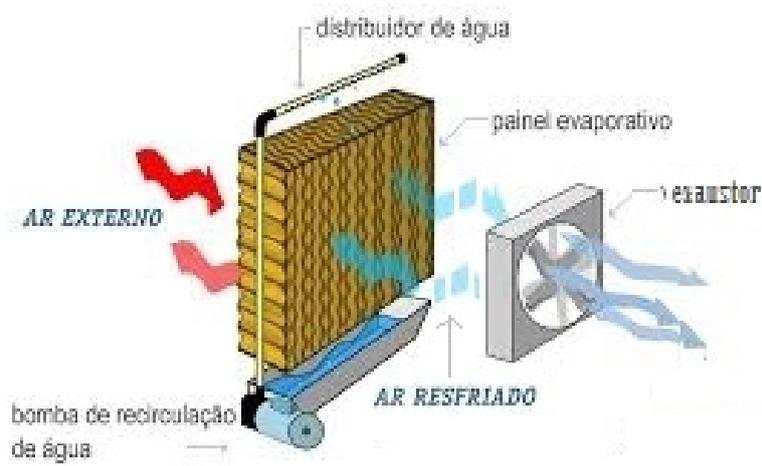


Figura 2.11: Esquema do funcionamento do painel evaporativo de um aviário tipo túnel com pressão negativa.

O sistema de resfriamento adiabático evaporativo consiste em um painel de celulose, tipo colmeia, conhecido por painel evaporativo, veja Figura 2.10. O painel evaporativo é instalado na extremidade de entrada de ar, juntamente com uma bomba de água que o mantém úmido, o ar que entra no aviário é umedecido com água fria e resfriado e sai succionado pelos exaustores na outra extremidade do galpão, como é mostrado na Figura 2.11.



# Capítulo 3

## Equação do Calor

A equação do calor ou de difusão é uma equação diferencial parcial parabólica de segunda ordem. Essa equação determina o campo da temperatura, ou seja, representa como a temperatura  $U$  varia em função do meio [9].

A forma geral da equação de calor com fonte de calor  $Q$  é:

$$k \left( \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial z^2} \right) + Q(x, y, z) = \vartheta \rho \frac{\partial U}{\partial t}, \quad (3.0.1)$$

onde  $k$ ,  $\vartheta$  e  $\rho$  são constantes e representam, respectivamente, a condutividade térmica, capacidade térmica e densidade do material.

O termo  $\vartheta$  também pode representar o calor específico do material, que é a capacidade térmica por unidade de massa da substância.

Segue da equação (3.0.1) que, em cada ponto do meio, a taxa líquida de transferência de energia por condução para o interior de um volume unitário somada a taxa volumétrica de geração de energia térmica é igual à taxa de variação da energia acumulada no interior deste volume.

Um exemplo unidimensional de um problema de fluxo de calor é a distribuição de temperatura em uma barra de metal cujas extremidades são mantidas a temperaturas conhecidas e que está termicamente isolada ao longo do comprimento  $L$ , veja Figura 3.1. Inicialmente as temperaturas são dadas como função de  $x$  nos pontos da barra. O objetivo é conhecer como as temperaturas mudam do estado inicial em função do tempo. Considere um elemento diferencial,  $dx$ , no comprimento de uma barra de seção  $A$ .

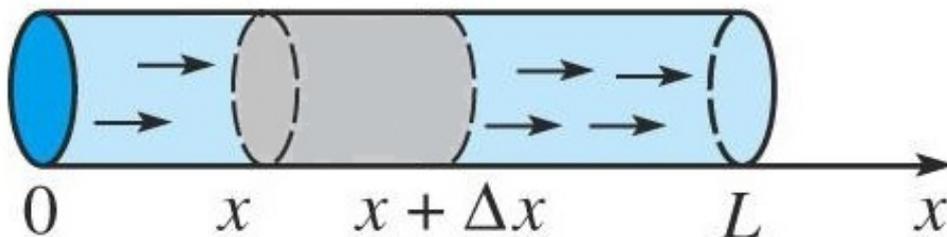


Figura 3.1: Condução do calor em uma barra

Considerando que  $x$  varia da esquerda para a direita, que  $U$  representa a temperatura em

qualquer ponto da barra e tomando  $k$  como a condutividade térmica ( $W/mK$ ), temos que o calor flui para o lado direito do elemento  $dx$  a uma taxa medida em  $cal/s$  de:

$$-kA \left( \frac{\partial U}{\partial x} \right).$$

Nesta expressão utiliza-se o sinal negativo pois o termo  $\partial U/\partial x$  expressa como a temperatura decresce quando  $x$  aumenta, no entanto o calor sempre flui da maior para a menor temperatura [36].

De forma similar temos a taxa com a qual o calor sai do elemento  $dx$ , mas neste caso o gradiente de temperatura está no ponto  $x + dx$ :

$$-kA \left[ \frac{\partial U}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{\partial U}{\partial x} \right) dx \right].$$

A diferença entre a taxa de fluxo de calor na entrada e na saída de  $dx$  é a taxa de calor que é absorvida por  $dx$ . O calor que é armazenado no interior do elemento eleva a sua temperatura. A taxa de aumento da quantidade de calor que é armazenado no interior do elemento está relacionada com a taxa de mudança de temperatura do elemento pela equação:

$$\text{taxa de aumento do calor armazenado} = \vartheta \rho (A dx) \frac{\partial U}{\partial t},$$

onde  $A dx$  é o volume do elemento em  $cm^3$ ,  $\rho$  é a densidade do material em  $cal/gm$  e  $\vartheta$  é a capacidade térmica em  $cal/(g^\circ C)$ .

Desta forma, da diferença entre a taxa de fluxo de calor na entrada e na saída do elemento resulta a taxa de aumento do calor armazenado:

$$-kA \left( \frac{\partial U}{\partial x} \right) - \left( -kA \left[ \frac{\partial U}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{\partial U}{\partial x} \right) dx \right] \right) = \vartheta \rho (A dx) \frac{\partial U}{\partial t}. \quad (3.0.2)$$

De forma simplificada temos:

$$k \left( \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} \right) = \vartheta \rho \frac{\partial U}{\partial t}. \quad (3.0.3)$$

No caso geral, em três dimensões, com taxa de geração de calor igual à  $Q$   $cal/(s^2 cm^3)$  e considerando a condutividade térmica constante, temos a equação (3.0.1):

$$k \left( \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial z^2} \right) + Q(x, y, z) = \vartheta \rho \frac{\partial U}{\partial t}.$$

Tomando  $c = \frac{k}{\vartheta \rho}$ , temos:

$$c \left( \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial z^2} \right) + Q(x, y, z) = \frac{\partial U}{\partial t}. \quad (3.0.4)$$

A constante  $c$  é chamada difusividade térmica.

### 3.0.4 Condições Iniciais e Condições de Contorno

Para o problema de transferência de calor ser bem-posto é necessário impor condições iniciais e condições de contorno [25].

A condição inicial deve contemplar a distribuição da função  $u$  no início do processo,  $t = 0$ . Assim, a condição inicial será fornecida por uma função conhecida  $f(x)$ :

$$U(x, 0) = f(x), \quad 0 < x < L.$$

As condições de contorno devem refletir a situação física que está sendo modelada. As condições de contorno podem ser:

- Condição de contorno de Dirichlet, na qual os valores da função  $U$  são conhecidos na fronteira da região de estudo:

$$U(0, t) = g(t) \text{ e } U(L, t) = h(t); \quad (3.0.5)$$

- condição de Neumann, na qual são conhecidos os valores da derivada primeira de  $U$  na fronteira do problema. Esta condição de contorno é usada quando há fluxo na fronteira:

$$\frac{\partial U}{\partial x}(0, t) = g(t) \text{ e } \frac{\partial U}{\partial x}(L, t) = h(t); \quad (3.0.6)$$

- condição mista, constituída pelos valores da função  $U$  e das suas derivadas:

$$\frac{\partial U}{\partial x}(0, t) + \alpha U(0, t) = g(t) \text{ e } \frac{\partial U}{\partial x}(L, t) + \alpha U(L, t) = g(t) \quad (3.0.7)$$

## 3.1 Métodos Numéricos

O método das diferenças finitas (MDF) é usado como uma abordagem para obter a aproximação da solução de uma equação diferencial. A ideia básica deste método é transformar o problema de resolver uma equação diferencial num problema de resolver um sistema de equações algébricas, através de aproximações, por diferenças finitas, das derivadas que aparecem na equação diferencial [60]. A forma mais usual de realizar estas aproximações é através das séries de Taylor.

Os MDF podem ser classificados como explícitos ou implícitos. Os métodos explícitos são simples e possuem implementação mais fácil que os métodos implícitos, porém são condicionalmente estáveis, isto é, a estabilidade destes métodos dependem dos tamanhos dos passos utilizados na discretização das variáveis independentes. Já os métodos implícitos são incondicionalmente estáveis, a estabilidade destes métodos não depende da escolha do tamanho do passo.

Para o estudo dos métodos numéricos, utilizaremos como base a equação do calor unidimensional:

$$c \left( \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} \right) = \frac{\partial U}{\partial t}, \quad (3.1.1)$$

e condição de contorno de Dirichlet (3.0.5).

### 3.1.1 Aproximação de Derivadas por Diferenças Finitas

A equação de difusão exige aproximações para a segunda derivada no espaço e para a primeira derivada no tempo. Para tais aproximações serão usadas diferenças finitas.

Considere uma malha com espaçamento constante,  $h$ , na discretização da variável espacial,  $x_i = ih$ ,  $i = 0 : m$ . Na variável tempo, considere  $t_j = jk$ ,  $j = 0, 1, 2, \dots$ , onde  $k$  é o passo associado à variável tempo. Esta malha tem uma extremidade aberta na dimensão temporal, Figura 3.2.

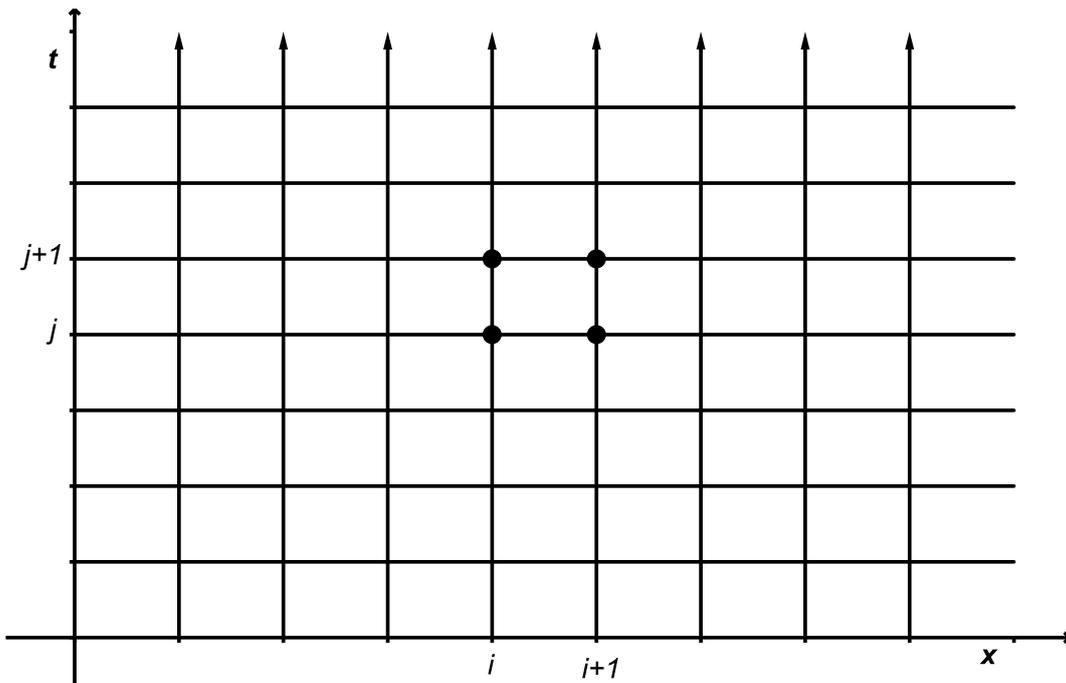


Figura 3.2: Malha usada para aproximações com diferenças finitas com extremidade aberta na dimensão temporal

Seja

$$U_i^j := U(x_i, t_j).$$

Para a discretização da derivada de primeira ordem, as aproximações mais usadas são:

- Diferença avançada

$$\frac{\partial U}{\partial t} \cong \frac{U_i^{j+1} - U_i^j}{k}; \quad (3.1.2)$$

- Diferença atrasada

$$\frac{\partial U}{\partial t} \cong \frac{U_i^j - U_i^{j-1}}{k}; \quad (3.1.3)$$

- Diferença centrada

$$\frac{\partial U}{\partial t} \cong \frac{U_i^{j+1} - U_i^{j-1}}{2k}; \quad (3.1.4)$$

A discretização usual para a derivada de segunda ordem é:

$$\frac{\partial^2 U}{\partial x^2} \cong \frac{U_{i-1}^j - 2U_i^j + U_{i+1}^j}{h^2}. \quad (3.1.5)$$

Para facilitar a notação, o cálculo do erro será feito para a função  $U(x)$ , ao invés de  $U(x, t)$ . Supondo  $U(x)$  com tantas derivadas quanto necessárias, através da fórmula de Taylor temos que existe  $\xi \in (x, x + h)$  tal que

$$U(x + h) = U(x) + hU'(x) + \frac{h^2}{2!}U''(x) + \dots + \frac{h^n}{n!}U^{(n)}(x) + \frac{h^{n+1}}{(n+1)!}U^{(n+1)}(\xi). \quad (3.1.6)$$

Assim, para  $n = 1$ ,

$$U'(x) = \frac{U(x + h) - U(x)}{h} - \frac{h}{2}U''(\xi). \quad (3.1.7)$$

Se  $U''(x)$  for limitada em  $[0, L]$ , ou seja, se existe  $M > 0$  tal que  $|U''(x)| < M$  para todo  $x \in [0, L]$ , então

$$\left| U'(x) - \frac{U(x + h) - U(x)}{h} \right| = \left| U''\left(\frac{\xi}{2}\right) h \right|,$$

e podemos reescrever a equação (3.1.7) como

$$U'(x) = \frac{U(x + h) - U(x)}{h} + O(h).$$

Desta forma, temos que o erro da aproximação por diferenças finitas avançadas (3.1.2) é  $O(h)$ .

De forma semelhante, obtém-se que o erro da aproximação por diferenças finitas atrasadas também é  $O(h)$ .

Já aproximações por diferenças finitas centradas possuem erro  $O(h^2)$ . Para verificar isto, tome  $n = 2$  na equação (3.1.6) centrada em  $x + h$  e em  $x - h$ :

$$U(x + h) = U(x) + hU'(x) + \frac{h^2}{2}U''(x) + \frac{h^3}{3!}U'''(\xi), \quad (3.1.8)$$

$$U(x - h) = U(x) - hU'(x) + \frac{h^2}{2}U''(x) - \frac{h^3}{3!}U'''(\xi). \quad (3.1.9)$$

Subtraindo (3.1.9) de (3.1.8) encontramos:

$$U'(x) = \frac{U(x) - U(x - h)}{2h} - \frac{h^2}{3!}U'''(\xi).$$

Novamente considerando  $U'''(x)$  limitada em  $[0, L]$ , concluímos que o erro da aproximação por diferenças finitas centradas é  $O(h^2)$ .

Para calcular o erro da aproximação na segunda derivada, basta tomar  $n = 3$  na equação (3.1.6):

$$U(x + h) = U(x) + hU'(x) + \frac{h^2}{2}U''(x) + \frac{h^3}{3!}U'''(\xi) + \frac{h^4}{4!}U^{(iv)}(\xi), \quad (3.1.10)$$

$$U(x - h) = U(x) - hU'(x) + \frac{h^2}{2}U''(x) - \frac{h^3}{3!}U'''(\xi) + \frac{h^2}{4!}U^{(iv)}(\xi), \quad (3.1.11)$$

subtrair (3.1.11) de (3.1.10) para encontrar:

$$\frac{\partial^2 U}{\partial x^2} \cong \frac{U_{i-1}^j - 2U_i^j + U_{i+1}^j}{h^2} - \frac{h^2}{12}U^{(iv)}(\xi).$$

Comparando esta equação com a (3.1.5), concluímos que o erro da aproximação da derivada segunda por diferenças finitas é  $O(h^2)$ .

### 3.1.2 Método Explícito

O método explícito é obtido usando diferenças avançadas no tempo e a discretização usual para a segunda derivada em  $x$ . Utilizando as aproximações (3.1.2) e (3.1.5) na equação do calor (3.1.1), temos:

$$c \frac{U_{i+1}^j - 2U_i^j + U_{i-1}^j}{h^2} \cong \frac{U_i^{j+1} - U_i^j}{k}, \quad i = 1 : m - 1, j > 0. \quad (3.1.12)$$

As condições de contorno são usadas na primeira linha,  $i = 1$  e na última linha,  $i = m - 1$ . A Figura 3.3 apresenta uma molécula computacional com os nós envolvidos em cada passo.

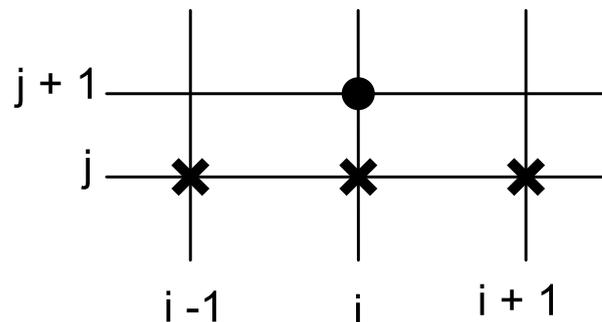


Figura 3.3: Molécula computacional do método explícito

Considerando  $\lambda = \frac{ck}{h^2}$ , e isolando  $U_i^{j+1}$  na equação (3.1.12), obtém-se:

$$U_i^{j+1} = \lambda U_{i-1}^j + (1 - 2\lambda)U_i^j + U_{i+1}^j. \quad (3.1.13)$$

Como o problema possui condição inicial, tomando  $j = 0$  em (3.1.12) calculamos os valores de  $U_i^j$ . Com estes valores calculados, podemos calcular todos os valores no tempo  $j = 2$ , e assim sucessivamente. Desta forma, obtém-se um modo explícito de calcular valores em cada nó e em seus vizinhos[19].

### Estabilidade e Erro do Método Explícito

A estabilidade de um método significa que o erro em qualquer estágio computacional não aumenta, mas sim é atenuado à medida que a computação progride.

Observe que

$$U(x, t) = e^{-\beta ct + \sqrt{\beta} ix} \quad (3.1.14)$$

é solução analítica de (3.1.1) para todo  $\beta > 0$  e, portanto,  $U \rightarrow 0$  quando  $t \rightarrow \infty$ .

Além disso, tomando  $\mathbf{U}^j = (U_1^j, U_2^j, \dots, U_{m-1}^j)$ , as equações (3.1.13) podem ser agrupadas na forma matricial:

$$\mathbf{U}^{j+1} = A\mathbf{U}^j, \quad (3.1.15)$$

onde

$$A = \begin{bmatrix} (1-2\lambda) & \lambda & 0 & \dots & \dots & 0 \\ \lambda & (1-2\lambda) & \lambda & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda & (1-2\lambda) & \lambda & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \lambda & (1-2\lambda) \end{bmatrix}.$$

Observe que  $\mathbf{U}^k = (A)^k \mathbf{U}^0$ ,  $\forall k > 0$ . Demonstra-se que  $\lim_{r \rightarrow \infty} A^r = 0$  se e somente todos os autovalores de  $A$  têm módulo menor que 1. Desta forma, denotando os autovalores de  $A$  por  $\mu_i$ ,

$$A^r \rightarrow 0 \Leftrightarrow |\mu_i| < 1 \quad \forall i = 1 : m-1.$$

Segue daí e de (3.1.14) que  $U^j \rightarrow 0$  se a condição  $|\mu_i| < 1 \quad \forall i = 1 : m-1$  for satisfeita [25].

E como os autovalores de  $A$  são:

$$\mu_i = 1 - 4\lambda \left( \sin \frac{i\pi}{2m} \right)^2, \quad i = 1 : m-1,$$

temos que  $|\mu_i| < 1$  se

$$-1 < 1 - 4\lambda \left( \sin \frac{i\pi}{2m} \right)^2 < 1,$$

e, portanto,

$$0 < \lambda \left( \sin \frac{i\pi}{2m} \right)^2 < \frac{1}{2}.$$

Segue daí que a condição para que  $U^j \rightarrow 0$  é

$$0 < \lambda < \frac{1}{2},$$

ou seja,

$$0 < c \frac{k}{h^2} < \frac{1}{2}.$$

Mas como  $c$ ,  $k$  e  $h$  são positivos, a condição se resume em:

$$c \frac{k}{h^2} < \frac{1}{2}. \quad (3.1.16)$$

Desta forma, para que este método seja estável é necessário que a relação entre o passo  $k$  e o espaçamento  $h$  (3.1.16) seja satisfeita. Por isso este método é **condicionalmente estável**.

Como o método explícito utiliza as aproximações (3.1.2) e (3.1.5) temos que o erro deste método é da ordem de  $O(h^2)$  para  $x$  e  $O(k)$  para o tempo.

### 3.1.3 Método Implícito

Diferentemente do método explícito no qual as diferenças são tomadas no tempo  $j - 1$ , no método implícito as diferenças são tomadas no tempo  $j$ , conforme a Figura 3.4. Este método utiliza as equações (3.1.3) e (3.1.5) para discretizar a equação (3.1.1), encontrando:

$$c \frac{U_{i+1}^j - 2U_i^j + U_{i-1}^j}{h^2} \cong \frac{U_i^j - U_i^{j-1}}{k}, \quad i = 1 : m - 1, j > 0. \quad (3.1.17)$$

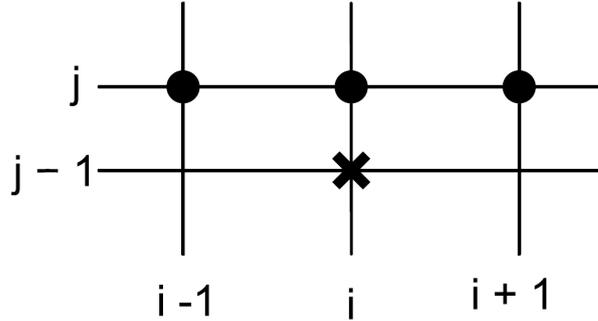


Figura 3.4: Molécula computacional do método implícito

As aproximações no tempo  $j$  são desconhecidas. Separando estas aproximações das aproximações do tempo  $j - 1$ , que são conhecidas, e novamente considerando  $\lambda = c \frac{k}{h^2}$ , encontramos a equação que define o método implícito:

$$-\lambda U_{i-1}^j + (1 + 2\lambda)U_i^j - \lambda U_{i+1}^j = U_i^{j-1}, \quad i = 1 : m - 1, j > 0. \quad (3.1.18)$$

Utilizando as condições de contorno, podemos escrever o sistema de equações composto pelas equações (3.1.18) na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} (1 + 2\lambda) & -\lambda & 0 & \dots & \dots & 0 \\ -\lambda & (1 + 2\lambda) & -\lambda & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -\lambda & (1 + 2\lambda) & -\lambda & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & -\lambda & (1 + 2\lambda) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1^j \\ U_2^j \\ U_3^j \\ \vdots \\ U_{m-1}^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_1^{j-1} + \lambda g(j-1) \\ U_2^{j-1} \\ U_3^{j-1} \\ \vdots \\ U_{m-1}^{j-1} + \lambda h(j-1) \end{bmatrix}. \quad (3.1.19)$$

Como  $\lambda > 0$  temos que  $A$  é estritamente diagonalmente dominante e portanto  $A$  é inversível. Desta forma, no método implícito, os valores das temperaturas no tempo  $t$  são calculados através da resolução do sistema (3.1.19).

#### Estabilidade e Erro do Método Implícito

Utilizando a equação matricial (3.1.19), e esquecendo momentaneamente a condição de contorno, segue do fato de  $A$  ser inversível que:

$$\begin{aligned} U^1 &= A^{-1}U^0, \\ U^2 &= (A^{-1})^2 U^0, \\ U^j &= (A^{-1})^j U^0. \end{aligned} \quad (3.1.20)$$

Além disso, os autovalores de  $A$  são:

$$\mu_i = 1 + 4\lambda \left( \sin \frac{i\pi}{2m} \right)^2, \quad i = 1 : m - 1.$$

Como os autovalores de  $A^{-1}$  são  $1/\mu_i$ , temos que os autovalores de  $A^{-1}$  têm módulo menor que 1. Desta maneira  $\lim_{r \rightarrow \infty} (A^{-1})^r = 0$ . Portanto  $U^j \rightarrow 0$  quando  $j \rightarrow \infty$  independentemente da escolha de  $\lambda$  e concluímos que o método implícito é **incondicionalmente estável**.

Como o método implícito utiliza as aproximações (3.1.3) e (3.1.5), assim como o método explícito, o erro do método implícito é da ordem de  $O(h^2)$  para  $x$  e  $O(k)$  para o tempo.

### 3.1.4 Método de Crank-Nicolson

O método de Crank-Nicolson, como mostra a Figura 3.5, utiliza diferença centrada no ponto médio do incremento do tempo, ou seja, aplica a discretização da equação diferencial centrada em  $t_{j+k/2}$ :

$$\frac{U_i^{(j+\frac{1}{2})+\frac{1}{2}} - U_i^{(j+\frac{1}{2})-\frac{1}{2}}}{2 \binom{k}{2}} = \frac{U_i^{j+1} - U_i^j}{k}.$$

A derivada em relação a  $x$  é aproximada pela média das discretizações em  $t_j$  e  $t_{j+1}$ :

$$\frac{\partial^2 U}{\partial x^2} \cong \frac{1}{2} \left( \frac{U_{i-1}^j - 2U_i^j + U_{i+1}^j}{h^2} + \frac{U_{i-1}^{j+1} - 2U_i^{j+1} + U_{i+1}^{j+1}}{h^2} \right). \quad (3.1.21)$$

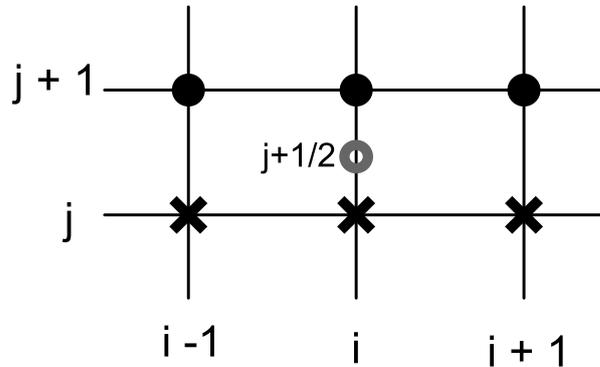


Figura 3.5: Molécula computacional do método Crank-Nicolson

Utilizando as aproximações (3.1.21) e (3.1.4) na equação diferencial (3.1.1) temos:

$$\frac{U_i^{j+1} - U_i^{j-1}}{2k} \cong \frac{c}{2} \left( \frac{U_{i-1}^j - 2U_i^j + U_{i+1}^j}{h^2} + \frac{U_{i-1}^{j+1} - 2U_i^{j+1} + U_{i+1}^{j+1}}{h^2} \right).$$

Separando as aproximações desconhecidas das aproximações do tempo  $j - 1$ , que são conhecidas, e tomando  $\lambda = \frac{ck}{h^2}$ , encontramos a equação que define o método:

$$-\frac{\lambda}{2} U_{i-1}^{j+1} + (1 + \lambda) U_i^{j+1} - \frac{\lambda}{2} U_{i+1}^{j+1} = -\frac{\lambda}{2} U_{i-1}^j + (1 + \lambda) U_i^j - \frac{\lambda}{2} U_{i+1}^j.$$

Tomando  $b_i = -\frac{\lambda}{2}U_{i-1}^j + (1 + \lambda)U_i^j - \frac{\lambda}{2}U_{i+1}^j$ , e utilizando as condições de contorno, temos a equação do método na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} (1 + \lambda) & -\lambda/2 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ -\lambda/2 & (1 + \lambda) & -\lambda/2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -\lambda/2 & (1 + \lambda) & -\lambda/2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & -\lambda/2 & (1 + \lambda) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1^{j+1} \\ U_2^{j+1} \\ U_3^{j+1} \\ \vdots \\ U_{m-1}^{j+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 + \frac{\lambda}{2}g(j + 1) \\ b_2 \\ b_3 \\ \vdots \\ b_{m-1} + \frac{\lambda}{2}h(j + 1) \end{bmatrix}. \quad (3.1.22)$$

Novamente segue de  $\lambda > 0$  que  $A$  é estritamente diagonalmente dominante, portanto invertível. Assim, os valores das temperaturas no tempo  $j + 1$  são calculados através da resolução do sistema (3.1.22).

### Estabilidade e Erro do Método de Crank-Nicolson

O método de Crank-Nicolson, como vimos, também é um método implícito e portanto é incondicionalmente instável. O diferencial em relação ao método implícito clássico é o erro. Como o método de Crank-Nicolson utiliza as aproximações (3.1.4) e (3.1.5), temos que o erro deste método é da ordem de  $O(k^2 + h^2)$ .

### 3.1.5 Método Crank-Nicolson Aplicado à Equação Bidimensional do Calor

Considere a equação bidimensional do calor:

$$\frac{\partial U}{\partial t} = c \left( \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} \right). \quad (3.1.23)$$

Tomando  $U_{i,j}^n = U(x_i, y_j, t_n)$  e considerando  $\Delta x = \Delta y = h$ , de forma semelhante à equação do calor unidimensional, vamos construir o sistema de equações do método de Crank-Nicolson.

Para aproximações no tempo utilize diferenças centradas (3.1.4) em  $t = n + \frac{1}{2}$ , o ponto médio do incremento do tempo, obtendo:

$$\frac{\partial U}{\partial t} \cong \frac{U_{i,j}^{n+1} - U_{i,j}^n}{k}$$

Para aproximações nas derivadas em relação ao espaço, utilize a média das discretizações em  $t_n$  e  $t_{n+1}$ :

$$\frac{\partial^2 U}{\partial x^2} \cong \frac{1}{2} \left( \frac{U_{i-1,j}^n - 2U_{i,j}^n + U_{i+1,j}^n}{h^2} + \frac{U_{i-1,j}^{n+1} - 2U_{i,j}^{n+1} + U_{i+1,j}^{n+1}}{h^2} \right)$$

Desta forma temos a aproximação para a equação bidimensional do calor:

$$\frac{U_{i,j}^{n+1} - U_{i,j}^n}{k} \cong \frac{c}{2} \left( \frac{U_{i-1,j}^n - 2U_{i,j}^n + U_{i+1,j}^n}{h^2} + \frac{U_{i-1,j}^{n+1} - 2U_{i,j}^{n+1} + U_{i+1,j}^{n+1}}{h^2} \right) + \frac{c}{2} \left( \frac{U_{i,j-1}^n - 2U_{i,j}^n + U_{i,j+1}^n}{h^2} + \frac{U_{i,j-1}^{n+1} - 2U_{i,j}^{n+1} + U_{i,j+1}^{n+1}}{h^2} \right).$$

Considerando  $\lambda = \frac{c}{kh^2}$ , obtemos:

$$U_{i,j}^{n+1} - U_{i,j}^n = \frac{\lambda}{2} \left( U_{i-1,j}^n - 2U_{i,j}^n + U_{i+1,j}^n + U_{i-1,j}^{n+1} - 2U_{i,j}^{n+1} + U_{i+1,j}^{n+1} + U_{i,j-1}^n - 2U_{i,j}^n + U_{i,j+1}^n + U_{i,j-1}^{n+1} - 2U_{i,j}^{n+1} + U_{i,j+1}^{n+1} \right).$$

Podemos reescrever a equação acima como:

$$U_{i,j}^{n+1} - U_{i,j}^n = \frac{\lambda}{2} \left( U_{i-1,j}^n + U_{i+1,j}^n + U_{i,j-1}^n + U_{i,j+1}^n \right) - 4U_{i,j}^n + \frac{\lambda}{2} \left( U_{i-1,j}^{n+1} + U_{i+1,j+1}^{n+1} + U_{i,j-1}^{n+1} + U_{i,j+1}^{n+1} \right) - 4U_{i,j}^{n+1}.$$

E separando as aproximações conhecidas no lado direito da equação e as desconhecidas no lado esquerdo, encontramos a equação do método de Crank-Nicolson:

$$-\frac{\lambda}{2} U_{i-1,j}^{n+1} + (1 + 2\lambda) U_{i,j}^{n+1} - \frac{\lambda}{2} U_{i+1,j}^{n+1} - \frac{\lambda}{2} U_{i,j-1}^{n+1} - \frac{\lambda}{2} U_{i,j+1}^{n+1} = (1 - 2\lambda) U_{i,j}^n + \frac{\lambda}{2} \left( U_{i-1,j}^n + U_{i+1,j}^n + U_{i,j-1}^n + U_{i,j+1}^n \right) \quad (3.1.24)$$

Utilizando as condições de contorno, escrevemos o sistema composto pelas equações (3.1.24) na forma matricial:

$$AU^{n+1} = \mathbf{b}, \quad (3.1.25)$$

onde

$$A = \left[ \begin{array}{c|c|c|c} \begin{array}{cccc} a & e & & \\ e & a & e & \\ & & \ddots & \\ & & & e & a & e \\ & & & e & a & \end{array} & \begin{array}{cccc} e & & & \\ & e & & \\ & & \ddots & \\ & & & e \end{array} & & \\ \hline \begin{array}{cccc} e & & & \\ & e & & \\ & & \ddots & \\ & & & e & a & e \\ & & & e & a & \end{array} & \begin{array}{cccc} a & e & & \\ e & a & e & \\ & & \ddots & \\ & & & e & a & e \\ & & & e & a & \end{array} & \begin{array}{cccc} e & & & \\ & e & & \\ & & \ddots & \\ & & & e \end{array} & \\ \hline & & \begin{array}{cccc} \ddots & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & \ddots \end{array} & & \\ \hline & & & \begin{array}{cccc} e & & & \\ & e & & \\ & & \ddots & \\ & & & e \end{array} & \begin{array}{cccc} a & e & & \\ e & a & e & \\ & & \ddots & \\ & & & e & a & e \\ & & & e & a & \end{array} \end{array} \right],$$

$$\mathbf{U}^{n+1} = \begin{bmatrix} U_{1,1}^{n+1} \\ U_{2,1}^{n+1} \\ \vdots \\ U_{m_i,1}^{n+1} \\ \hline U_{1,2}^{n+1} \\ U_{2,2}^{n+1} \\ \vdots \\ U_{m_i,2}^{n+1} \\ \hline \vdots \\ \vdots \\ \hline U_{1,m_j}^{n+1} \\ U_{2,m_j}^{n+1} \\ \vdots \\ U_{m_i-1,m_j-1}^{n+1} \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \bar{b}_{1,1} + eU_{1,0}^n + eU_{0,1}^n \\ \bar{b}_{2,1} + eU_{2,0}^n \\ \vdots \\ \bar{b}_{m_i-1,1} + eU_{m_i-1,0}^n + eU_{m_i,1}^n \\ \hline \bar{b}_{1,2} + eU_{0,2}^n \\ \bar{b}_{2,2} \\ \vdots \\ \bar{b}_{m_i,2} + eU_{m_i,2}^n \\ \hline \vdots \\ \vdots \\ \hline \bar{b}_{1,m_j-1} + eU_{0,m_j-1}^n + eU_{1,m_j}^n \\ \bar{b}_{2,m_j-1} + eU_{2,m_j}^n \\ \vdots \\ \bar{b}_{m_i-1,m_j-1} + eU_{m_i,m_j}^n + eU_{m_i-1,m_j}^n \end{bmatrix}$$

$$\bar{b}_{i,j} = (1 - 2\lambda) U_{i,j}^n + \frac{\lambda}{2} (U_{i-1,j}^n + U_{i+1,j}^n + U_{i,j-1}^n + U_{i,j+1}^n),$$

$$a = 1 + 2\lambda, e = \frac{\lambda}{2}.$$

A matriz pentadiagonal  $A$  é diagonalmente dominante e portanto inversível. Além disso, a diagonal de  $A$  é positiva, o que juntamente com a propriedade de ser diagonalmente dominante, garante que ela seja definida positiva [37]. Assim, podemos usar a decomposição de Cholesky para resolução do sistema (3.1.25). Este fato, somado ao fato de  $A$  ser esparsa, garante rápidos cálculos computacionais para a resolução do sistema.

## 3.2 Equação de Difusão-Advecção

Problemas físicos que envolvem transporte de massa ou energia através de difusão associada à advecção são muito comuns. A difusão de calor pode ser definida como transferência térmica causada por uma diferença de temperatura entre duas regiões em um mesmo meio e a advecção de calor pode ser definida como transferência devido a um movimento preferencial bem definido, como a velocidade do ar.

Considere a equação bidimensional de difusão-advecção sem fonte externa de calor:

$$\frac{\partial U}{\partial t} + v_x \frac{\partial U}{\partial x} + v_y \frac{\partial U}{\partial y} = c \left( \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} \right). \quad (3.2.1)$$

Considerando  $v_y = 0$ , isto é, considerando que não há velocidade do ar na vertical, vamos aplicar o método de Crank-Nicolson com  $\Delta x = \Delta y = h$  e  $\Delta t = k$ .

Assim como na equação do calor, vamos utilizar as aproximações (3.1.21) e (3.1.4) para os termos  $\partial^2 U / \partial x^2$ ,  $\partial U / \partial t$  respectivamente e a derivada primeira em relação a  $x$  também será aproximada pela média das discretizações em  $t$  e  $t + 1$ :

$$\frac{\partial U}{\partial x} = \frac{1}{2} \left( \frac{U_{i+1,j}^{n+1} - U_{i-1,j}^{n+1}}{2h} + \frac{U_{i+1,j}^n - U_{i-1,j}^n}{2h} \right)$$

Substituindo estas aproximações na equação de difusão-advecção (3.2.1) e considerando  $\lambda = \frac{ck}{h^2}$  encontramos:

$$\begin{aligned} -\frac{\lambda}{2} U_{i,j-1}^{n+1} + \left( -\frac{vk}{h^2} - \frac{\lambda}{2} \right) U_{i-1,j}^{n+1} + (1 + 2\lambda) U_{i,j}^{n+1} + \left( \frac{vk}{h^2} - \frac{\lambda}{2} \right) U_{i+1,j}^{n+1} - \frac{\lambda}{2} U_{i,j+1}^{n+1} = \\ \frac{\lambda}{2} U_{i,j-1}^n + \left( \frac{vk}{h^2} + \frac{\lambda}{2} \right) U_{i-1,j}^n + (1 - 2\lambda) U_{i,j}^n + \left( -\frac{vk}{h^2} + \frac{\lambda}{2} \right) U_{i+1,j}^n + \frac{\lambda}{2} U_{i,j+1}^n. \end{aligned} \quad (3.2.2)$$

Considerando um problema com condições de contorno de Dirichlet, o sistema (3.2.2) escrito na forma matricial fica:

$$Ax = b,$$

onde



### 3.2.1 Estabilidade do Método de Crank-Nicolson Aplicado à Equação de Difusão-Advecção

O número de Péclet é um parâmetro adimensional que indica a importância relativa da advecção e da difusão. Se descrevermos a advecção e difusão em termos de escalas (incrementos) de tempo, o número de Péclet será a razão destas escalas. As escalas de tempo são definidas por restrições dimensionais, ou seja, a única combinação de incremento de espaço ( $h$ ) e velocidade do fluido ( $v$ ) que resulta uma unidade de tempo é a *escala do tempo da advecção*

$$T_v = \frac{h}{v}.$$

A única combinação de incremento de espaço ( $h$ ) e coeficiente de difusividade ( $c$ ) que resulta uma unidade de tempo é a *escala do tempo da difusão*

$$T_c = \frac{h^2}{c}.$$

O número de Péclet é a razão entre estas duas escalas:

$$\mathbb{P} = \frac{T_c}{T_v} = \frac{vh}{c}.$$

A escala do tempo da advecção  $T_v$  possui um significado físico, não é apenas uma construção dimensional. Esta razão é o tempo exato para atravessar uma distância  $h$  em uma velocidade  $v$ . Porém, o mesmo não ocorre para a escala do tempo da difusão. Para atribuir um significado físico é necessário considerar um modelo específico para o processo de difusão. Com isto é possível verificar que para um significado físico semelhante ao da advecção, seria necessário considerar a escala do tempo da difusão como  $T_\phi = \frac{h^2}{8c}$  e com isso podemos concluir que o transporte por difusão será mais rápido do que o por advecção se  $T_\phi \ll T_v$ , ou seja, se  $\mathbb{P} \ll 8$ . Desta forma, se  $\mathbb{P} \ll 8$ , a difusão é dominante e se  $\mathbb{P} \gg 8$ , a advecção é dominante.

Oscilações indesejáveis e efeitos secundários de difusão numérica podem ocorrer se não for respeitada a condição dada pelo número de Péclet.

Maiores esclarecimentos sobre este tema podem ser obtidos em [54].



# Capítulo 4

## Modelo Bidimensional

A ventilação é o principal mecanismo controlador das condições climáticas às quais as aves são expostas. Decisões simples como abrir ou fechar cortinas, ligar ou desligar exaustores são essenciais, e escolhas erradas podem ser as causas de pouco ganho de peso, doenças e, em um extremo, a morte do frango. Atualmente emprega-se um mecanismo simples que liga ou desliga automaticamente os exaustores se os sensores detectam que a temperatura interna não está próxima o suficiente da temperatura ideal. Esta decisão a posteriori expõe os frangos a temperaturas que podem causar estresse térmico. Usar um modelo preditivo pode trazer grandes benefícios para o bem-estar animal. Softwares de CFD (Dinâmica dos Fluidos Computacional) vêm sendo aplicados em estudos de ambiência dos aviários, porém devido ao seu alto custo computacional não auxiliam em tomadas de decisões imediatas. Neste capítulo, após um levantamento dos modelos de previsão de temperatura já existentes, apresentamos um modelo bidimensional semiempírico de previsão de temperatura. Testes numéricos, descritos no Capítulo 5, comprovam a consistência de tal modelo.

### 4.1 Dinâmica dos Fluidos Computacional (CFD)

Dinâmica dos Fluidos Computacional (Computational Fluid Dynamics - CFD) trata de simulações de sistemas físicos, com base em cálculos computacionais de soluções de equações de massa e momento [26].

CFD é utilizada para analisar e resolver os problemas que envolvem fluxos de ar e fluidos, como previsão do tempo, aerodinâmica e planejamento hídrico.

O uso de CFD relacionada a galpões agrícolas tem se concentrado em modelos bastante simples, onde os resultados foram comparados com medidas realizadas em salas de ensaio ou com modelos em escala. O fluxo de ar nessas salas de teste foi gerado por um jato de parede e, geralmente, sem influências de fornecimento de calor ou qualquer tipo de bloqueios, como animais, divisórias ou equipamentos, que estão em geral presentes nos galpões [11].

Mais recentemente, em [26], foi desenvolvido e validado um modelo de CFD para analisar a distribuição da temperatura e velocidade do ar dentro de um aquecedor comercial comum usado na avicultura brasileira. Estes autores concluíram que os modelos de CFD podem ser utilizados para a previsão do comportamento térmico e de distribuição de velocidade (no interior da câmara de combustão para aquecimento) em tempo real, auxiliando na melhoria do projeto.

No entanto, a habilidade do *designer* e o conhecimento da tecnologia influenciam significativamente a qualidade dos resultados. Adicionalmente, tanto o *software*, quanto a mão de

obra para modelar com a precisão necessária a estrutura, são caros, inviabilizando o uso pelos produtores aviários no Brasil.

### 4.1.1 Limitações dos Modelos Existentes

Apesar dos custos envolvidos, *softwares* de CFD são úteis durante a fase de projeto dos aviários. Diversos trabalhos sobre construções rurais e ambiência utilizam esta técnica, como por exemplo, [10, 41, 42, 52, 61, 69]. Quando os resultados simulados nesses *softwares* são comparados aos dados reais coletados, observa-se uma precisão adequada dos modelos simulados.

Por outro lado, durante a operação dos galpões, onde deve-se tomar decisões de abrir ou fechar cortinas, ligar ou desligar cada um dos ventiladores ou exaustores, o uso de CFD ainda não é viável. Simulações de CFD têm características computacionais complexas, e demandam um grande tempo de processamento, o que vai contra a natureza de tempo real necessária nesse tipo de decisão. Adicionalmente, os dispositivos computacionais (controladores), que podem ser utilizados de maneira viável em campo, não possuem os requisitos de hardware necessários para execução de simulações detalhadas, onde o consumo de memória é alto.

Torna-se necessário então trabalhar com modelos mais simples, mas que ainda permitam prever variáveis como temperatura e umidade relativa durante a operação do aviário. Considerando esse problema, nosso próximo objetivo é trabalhar com equações que utilizem variáveis binárias referentes a ligar e desligar exaustores, considerando a realidade dos aviários brasileiros onde poucos sensores de temperatura e umidade estão disponíveis para coleta de dados.

## 4.2 Modelo

O modelo proposto neste capítulo possui variáveis ambientais, variáveis de controle e variáveis de estado, e considera uma versão bidimensional do aviário, correspondente a sua altura e seu comprimento. Os dados são obtidos através de sensores posicionados na mesma altura e no centro da largura do aviário. O objetivo é prever a temperatura nos locais onde os sensores estão posicionados. Para tal, foi feita uma malha no modelo bidimensional, condições de contorno foram modeladas e através de diferenças finitas foram calculados os valores das temperaturas em cada ponto da malha, definindo assim a condição inicial do problema no instante de tempo inicial. A partir destes dados, o modelo simula o valor da temperatura após instantes de tempo de tamanho  $\Delta t$ , com diversas opções de número de exaustores em funcionamento, com o objetivo de decidir quantos exaustores devem ser ligados para otimizar o conforto térmico dos frangos.

O modelo se ajusta a diferentes aviários através de seus parâmetros. Após a primeira obtenção de dados de um aviário é possível ajustar os parâmetros para rodar o modelo neste aviário. Existem diversos materiais que podem ser utilizados na cobertura de um aviário, com diferentes níveis de isolamento térmico que influenciam na temperatura interna do aviário. Da mesma forma a performance dos exaustores de cada aviário pode variar de acordo com a potência e a manutenção. O tipo de material utilizado para forrar o piso dos aviários, assim como a manutenção do painel evaporativo influenciam a temperatura do aviário. Utilizamos quatro parâmetros que ajustam o modelo às diferentes coberturas, painéis evaporativos, exaustores, forração do piso, além de um parâmetro para ajustar o coeficiente de difusão.

O tipo de aviário modelado é o túnel com pressão negativa. Desta forma, o modelo abrange aviários nas categorias *blue house*, *dark house* e *solid wall*.

### 4.2.1 Modelo Bidimensional

Os aviários brasileiros são equipados com sensores de temperatura. Estes geralmente estão alinhados, alocados aproximadamente a 1 metro do piso, todos na mesma altura e no centro da largura do aviário. Considerando  $x$  a variável na direção do comprimento,  $y$  na direção da largura e  $z$  na direção da altura, a posição dos sensores possui  $y$  e  $z$  constantes. Porém a radiação solar no teto e o calor dos frangos no piso do aviário influenciam a temperatura na altura dos sensores e, por esta razão, consideramos o cálculo das temperaturas na direção  $z$ . Já na direção  $y$ , não há geração ou perda de calor significativa pelas paredes.

Com o objetivo de desenvolver um modelo rápido que apresente bons resultados com poucos cálculos computacionais, optamos pelo modelo bidimensional, considerando o comprimento e a altura do aviário, como apresentamos na Figura 4.1.

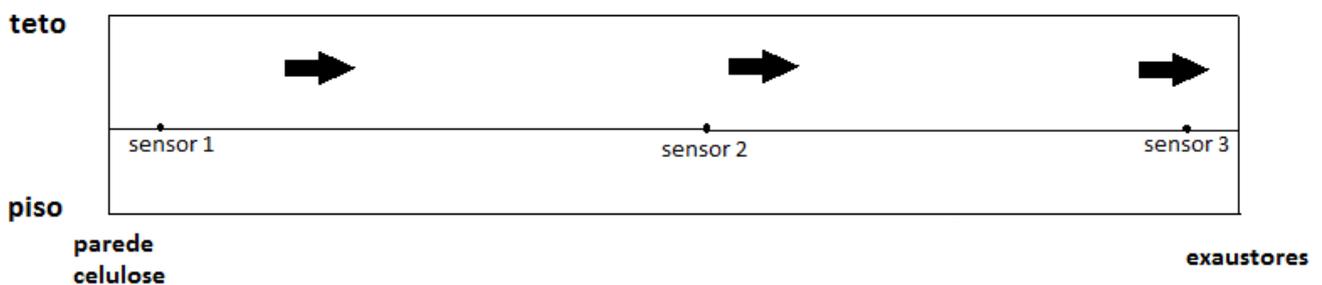


Figura 4.1: Modelo bidimensional de aviário.

Consideramos a direção do ar sempre da esquerda para a direita, como mostra a Figura 4.1. Para tal o modelo considera  $x = 0$  a parede de entrada de ar, a qual aloja o painel evaporativo e é conhecida como parede de celulose, e  $z = 0$  o piso do aviário.

Como o ar sai do aviário com velocidade positiva, a temperatura do ar na parte externa ao aviário próxima à saída dos exaustores é influenciada pela temperatura do ar interno que sai pelos exaustores. Para melhorar a precisão, consideramos o fluxo do ar também na parte externa do lado direito e modelamos 10 metros após a saída de ar (veja Figura 4.2). Por praticidade será denominado "aviário estendido" o modelo do aviário juntamente com o modelo da extensão de 10 metros.

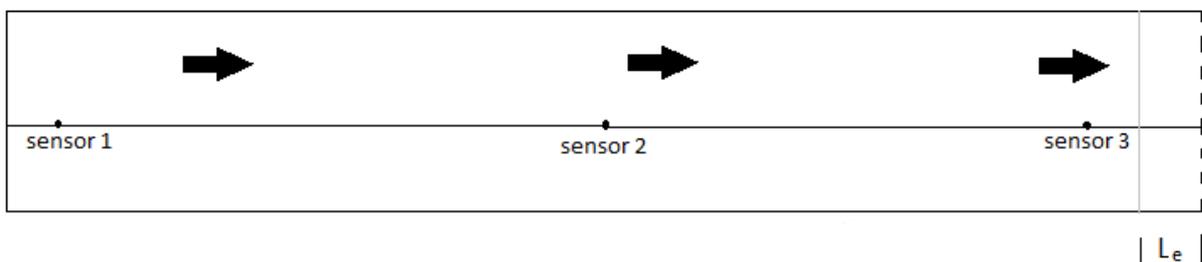


Figura 4.2: Modelo bidimensional de aviário com extensão

O ar externo, ao passar pela parede de celulose, carrega gotículas de água que absorvem o calor do ar interno ao aviário. Por isso a parede de celulose é conhecida como o "ar condi-

onado" dos frangos. Modelamos essa perda de calor do ar por uma diferença de temperatura entre o ar externo e o ar interno imediatamente após a passagem pelo painel evaporativo, que denominamos  $dif_{cel}$ . Como não é viável financeiramente manter sensores nos aviários para medir essa diferença de temperatura, tomamos  $dif_{cel}$  como um parâmetro que é estimado pelo nosso algoritmo.

Outra diferença de temperatura entre o ar externo ao aviário e o ar interno é causada pela radiação solar. Utilizamos essa diferença em nosso modelo e denominamos  $dif_{rad}$ . Na altura dos frangos, a temperatura é influenciada pela radiação de calor dos frangos, por isso a temperatura no piso do aviário também é um parâmetro, que denominamos  $temp_{piso}$ . Como novamente é inviável manter sensores que coletam essas temperaturas, consideramos  $dif_{rad}$  e  $temp_{piso}$  como parâmetros que são estimados pelo algoritmo. Veja a Figura 4.3.

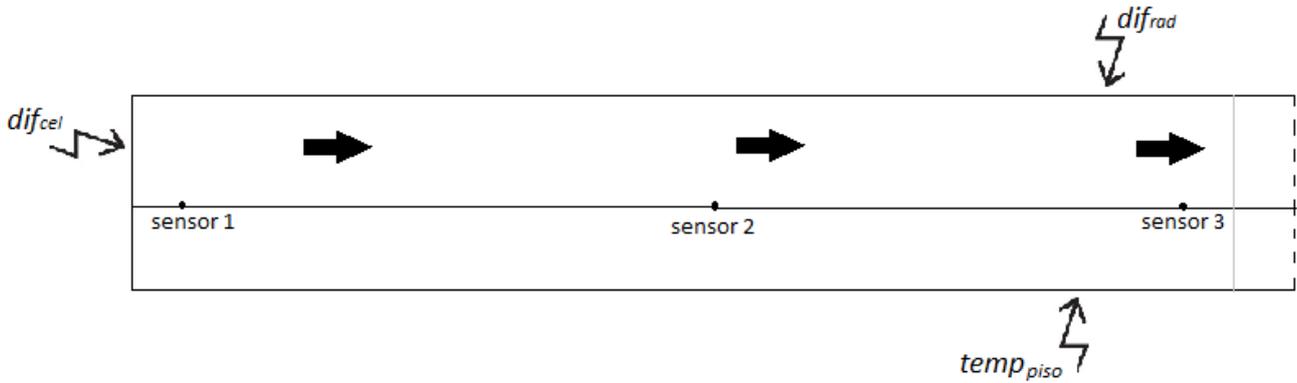


Figura 4.3: Modelo bidimensional com os parâmetros de diferenças de temperatura

## 4.2.2 Difusão do Calor

Como visto no Capítulo 3, a equação de difusão-advecção pode apresentar instabilidade se o número de Péclet não for pequeno o suficiente. Como o tamanho da malha, isto é, o incremento de espaço pode ser escolhido pelo usuário, optamos por trabalhar apenas com a equação de difusão:

$$\frac{\partial U}{\partial t} = c \left( \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 U}{\partial z^2} \right), \quad (4.2.1)$$

onde  $U$  é a função temperatura,  $c$  é o coeficiente de difusão,  $t$  é o tempo, e  $(x, z)$  é a posição.

Utilizamos o Método de Crank-Nicolson, por ser tratar de um método incondicionalmente estável e possuir erro  $O(h^2 + k^2)$ , como já foi mostrado no Capítulo 3, em que  $h$  é o espaçamento na discretização da variável espacial e  $k$  é o passo associado à variável tempo.

Aplicando o método de Crank-Nicolson no modelo bidimensional, temos um sistema linear

$$A\mathbf{u}^{n+1} = \mathbf{b}$$

Veja (3.1.25). A matriz  $A$  é definida positiva e podemos usar a decomposição de Cholesky para resolução deste sistema. Além disso,  $A$  é esparsa, portanto os cálculos computacionais para a resolução do sistema são rápidos.

### 4.2.3 Condições de Contorno

Conhecida a temperatura externa, e definidos os parâmetros  $dif_{rad}$ , diferença de temperatura quando o ar externo passa pela parede de celulose;  $dif_{cel}$ , diferença de temperatura causada pela radiação solar e  $temp_{piso}$ , diferença de temperatura causada pelo calor dos frangos, calculam-se as condições de contorno do aviário estendido. Denotamos o comprimento do aviário por  $L$ , a altura por  $H$ , a parte externa à direita do aviário, considerada nos cálculos, por  $L_e$  e a temperatura externa por  $T_e$ .

A condição de contorno em  $x = 0$  é dada pelo resultado da temperatura externa diminuído o valor do parâmetro  $dif_{cel}$ .

$$U(0, z, t) = T_e - dif_{cel}.$$

A condição de contorno em  $z = 0$ , piso do aviário, é dada pela interpolação linear por partes, usando os valores da temperatura de entrada do ar ( $T_e - dif_{cel}$ ), da temperatura estimada da saída do ar no piso, obtida pelo parâmetro  $temp_{piso}$  e da temperatura externa ( $T_e$ ).

$$U(x, 0, t) = \begin{cases} \left( \frac{temp_{piso} - T_e + dif_{cel}}{L} \right) x + T_e - dif_{cel}, & x \in [0, L] \\ \left( \frac{T_e - temp_{piso}}{L_e} \right) (x - L) + temp_{piso}, & x \in (L, L + L_e] \end{cases}$$

Da mesma forma, a condição de contorno em  $z = H$ , teto do aviário, é dada pela interpolação linear por partes, usando os valores da temperatura da entrada do ar ( $T_e - dif_{cel}$ ), da temperatura estimada da saída do ar no teto, obtida pela soma da temperatura externa com o parâmetro  $dif_{rad}$  e da temperatura externa.

$$U(x, H, t) = \begin{cases} \left( \frac{dif_{rad} + dif_{cel}}{L} \right) x + T_e - dif_{cel}, & x \in [0, L] \\ - \left( \frac{dif_{rad}}{L_e} \right) (x - L) + T_e + dif_{rad}, & x \in (L, L + L_e] \end{cases}$$

Ao final do aviário estendido, devido à velocidade positiva do ar, foi utilizada condição de contorno de Neumann, considerando a derivada nula,

$$\left. \frac{\partial U}{\partial x} \right|_{x=L+L_e} = 0.$$

Desta forma, o problema apresenta as seguintes condições de contorno:

$$\left\{ \begin{array}{l} U(0, z, t) = T_e - dif_{cel} \\ U(x, 0, t) = \begin{cases} \left( \frac{temp_{piso} - T_e + dif_{cel}}{L} \right) x + T_e - dif_{cel}, & x \in [0, L] \\ \left( \frac{T_e - temp_{piso}}{L_e} \right) (x - L) + temp_{piso}, & x \in (L, L + L_e] \end{cases} \\ U(x, H, t) = \begin{cases} \left( \frac{dif_{rad} + dif_{cel}}{L} \right) x + T_e - dif_{cel}, & x \in [0, L] \\ - \left( \frac{dif_{rad}}{L_e} \right) (x - L) + T_e + dif_{rad}, & x \in (L, L + L_e] \end{cases} \\ \left. \frac{\partial U}{\partial x} \right|_{x=L+L_e} = 0, \end{array} \right. \quad (4.2.2)$$

onde  $U$  é a função temperatura,  $t$  é o tempo em segundos,  $T_e$  é a temperatura externa,  $H$  é a altura do aviário,  $L$  é o comprimento do aviário,  $L_e$  é o comprimento da extensão do aviário.

#### 4.2.4 Condição Inicial

Para obter os valores da temperatura inicial da seção bidimensional do aviário, a dividimos em duas partes: uma iniciando no piso e terminando na altura dos sensores e outra entre a altura dos sensores e o teto do aviário.

Interpolamos a temperatura do piso, condição de contorno, com a temperatura na altura dos sensores, explicada a seguir, obtendo assim os valores da temperatura em todos os pontos da malha entre o piso e os sensores. Da mesma forma, para calcular a temperatura inicial da segunda parte do aviário, interpolamos a temperatura do teto, conhecida pela condição de contorno, com a temperatura na altura dos sensores.

#### Temperatura na Altura dos Sensores

Na altura dos sensores, a temperatura é calculada através de uma função linear por partes, que interpola a temperatura do ar na entrada, a temperatura na posição de cada sensor e a temperatura externa. O gráfico da Figura 4.4 mostra as temperaturas na altura dos sensores.

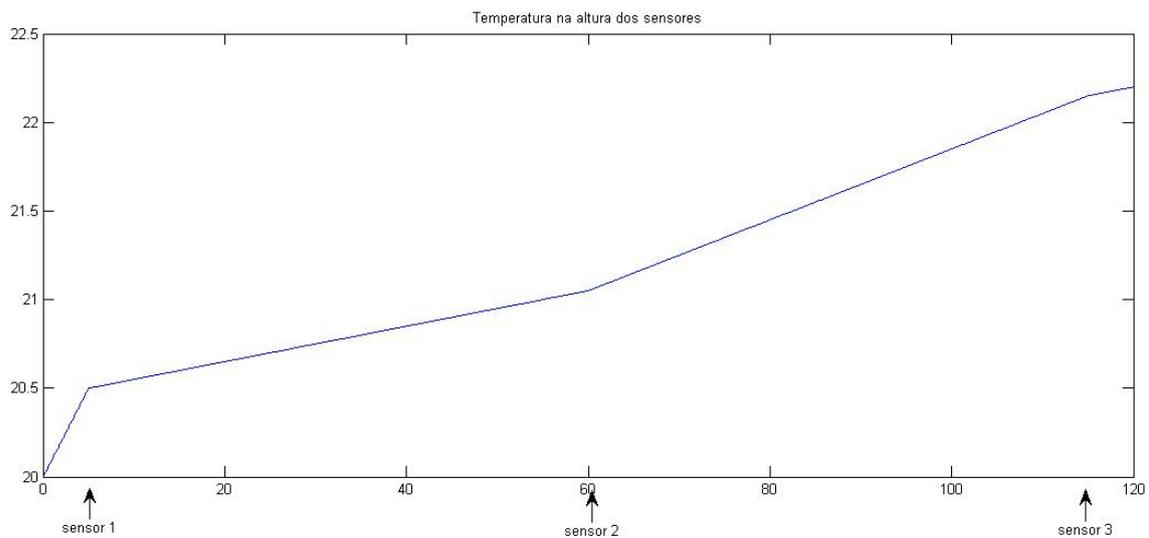


Figura 4.4: Temperatura na altura dos sensores

Assim:

$$U\left(x, \frac{H}{2}, 0\right) = \begin{cases} \left(\frac{T_{sensor1} - (T_e - dif_{cel})}{x_{sensor1}}\right)x + T_e - dif_{cel}, & x \in [0, x_{sensor1}] \\ \left(\frac{T_{sensor2} - T_{sensor1}}{x_{sensor2} - x_{sensor1}}\right)x - x_{sensor1} + T_{sensor1}, & x \in (x_{sensor1}, x_{sensor2}] \\ \left(\frac{T_{sensor3} - T_{sensor2}}{x_{sensor3} - x_{sensor2}}\right)x - x_{sensor2} + T_{sensor2}, & x \in (x_{sensor2}, x_{sensor3}] \\ \left(\frac{T_e - T_{sensor3}}{L + L_e - x_{sensor3}}\right)x - x_{sensor2} + T_{sensor2}, & x \in (x_{sensor3}, L + L_e] \end{cases} \quad (4.2.3)$$

onde  $U$  é a função temperatura,  $t$  é o tempo em segundos,  $T_e$  é a temperatura externa,  $H$  é a altura do aviário,  $L$  é o comprimento do aviário,  $L_e$  é o comprimento da extensão do aviário,  $x_{sensor1}, x_{sensor2}, x_{sensor3}$  são as posições dos sensores e  $T_{sensor1}, T_{sensor2}, T_{sensor3}$  são as temperaturas nas posições dos sensores.

#### 4.2.5 Convecção por Arraste

Como a equação de difusão advecção pode apresentar instabilidade, trabalhamos com a equação de difusão, como mencionado na Seção 4.2.2. Porém não desprezamos a convecção que se dá no aviário devido ao escoamento de ar que ocorre quando os exaustores são acionados.

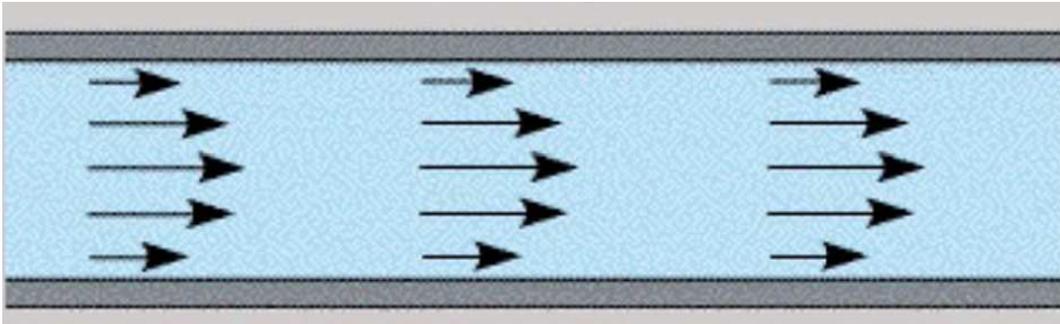


Figura 4.5: Escoamento laminar de um fluido perfeito

O fluxo de um fluido é o deslocamento de umas moléculas em relação às outras, sob ação de certa tensão externa. Considerando um fluido em um tubo, naturalmente a velocidade no interior do tubo é maior do que a velocidade próxima à parede do tubo, devido ao atrito entre o fluido e a parede. O fluido em contato com a parede da tubulação possui velocidade nula, sua velocidade aumenta com a aproximação ao eixo central, onde atinge o valor máximo. Define-se escoamento laminar aquele cuja velocidade do fluxo é máxima no centro e decresce segundo uma parábola até zero na camada adjacente à parede do tubo. Mostramos o comportamento de um escoamento laminar na Figura 4.5.

Modelamos a convecção do ar no interior do aviário por um campo vetorial baseado no escoamento laminar de um fluido perfeito, como mostra a Figura 4.5.

Considerando  $v$  a máxima velocidade do ar no interior do aviário, temos que em  $\Delta t$  unidades de tempo o maior deslocamento do ar no interior do aviário é:

$$\Delta S = v\Delta t.$$

A velocidade do ar por exaustor é um parâmetro do nosso modelo denominado  $w$  e o valor da velocidade máxima no interior do aviário,  $v$ , é dado pelo produto do número de exaustores ligados por  $w$ .

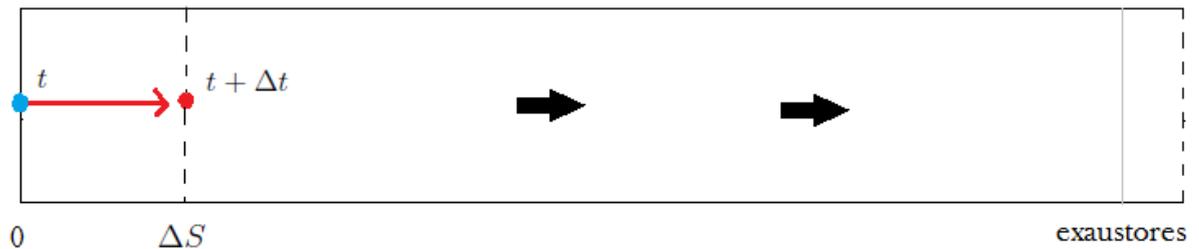


Figura 4.6: Deslocamento máximo do ar no aviário

Considerando que esse deslocamento máximo ocorra na metade da altura do aviário, temos que o ar localizado nesta altura após  $\Delta t$  unidades de tempo, terá se deslocado em  $\Delta S$  unidades de espaço na direção da saída de ar, como mostrado na Figura 4.6. Tomando como base o escoamento laminar mostrado na Figura 4.5, consideramos que o deslocamento do ar tanto no teto quanto no piso do aviário é nulo.

Desta forma conhecemos três pontos de nossa função deslocamento, função quadrática cujo gráfico é uma parábola. Assim,

$$f(x) = ax^2 + bx + c;$$

$$f(0) = 0;$$

$$f\left(\frac{L}{2}\right) = \Delta S;$$

$$f(L) = 0.$$

E concluímos que:

$$f(x) = \frac{-4\Delta S}{L^2}x^2 + \frac{4\Delta S}{L}x.$$

Temos então que o deslocamento de ar no interior do aviário foi modelado como mostra a Figura 4.7.

Como utilizamos uma malha para modelar o aviário, desejamos que as novas posições do ar, após  $\Delta t$  unidades de tempo, também sejam pontos desta malha. Para que esta exigência seja satisfeita, a posição do ar após o arraste foi definida como o ponto da malha à esquerda da parábola que seja o mais próximo dela, como mostrado na Figura 4.8.

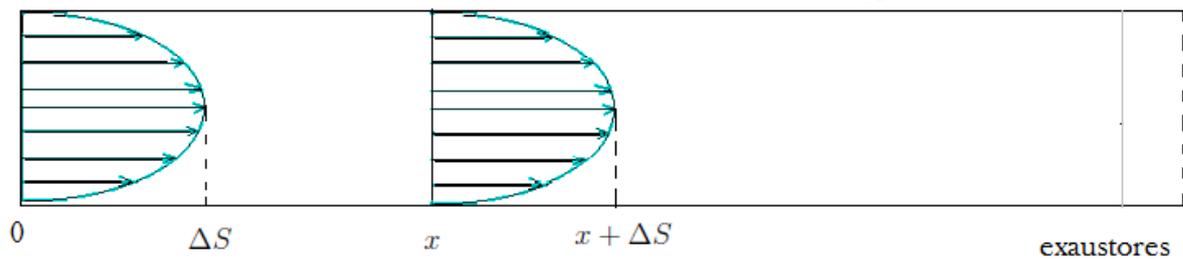


Figura 4.7: Escoamento laminar do ar no avião

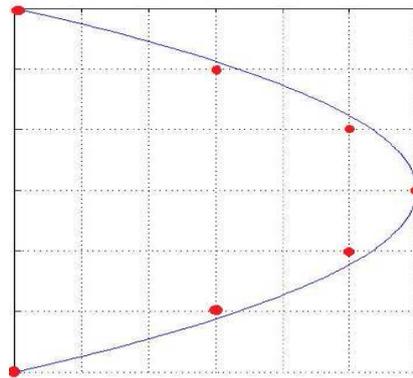


Figura 4.8: Modelo da convecção por arraste

## 4.3 Otimização

Otimização aparece duas vezes no contexto da implementação do Algoritmo que será explicado a seguir. A escolha ideal de exaustores é feita através de um procedimento de otimização discreta, o número ideal de exaustores é escolhido a partir de um conjunto que contém  $(N + 1)$  elementos, onde  $N$  é o número máximo de exaustores no avião. O segundo momento no qual a otimização aparece é no processo de calibração.

### 4.3.1 Calibração

A calibração dos parâmetros consiste do Processo de Aprendizagem, por meio do qual o modelo aumenta sua capacidade para prever o real comportamento do sistema. Após realizar o cálculo da temperatura prevista em  $t_0 + \delta$  salvamos este valor e comparamos a temperatura real com a temperatura prevista a cada  $\delta$  unidade de tempo. Claramente desejamos que estes dois vetores de temperatura sejam o mais próximo possível. Com esta proposta podemos modificar os parâmetros de maneira que a diferença entre as temperaturas previstas e reais sejam reduzidas. Para esta redução também utilizamos um procedimento de otimização, em que a função objetivo é o erro da temperatura estimada em relação à temperatura real. O problema de otimização considerado será detalhado no próximo capítulo.

Conforme o algoritmo roda em um avião real, estes dados se acumulam, tornando possível melhoramentos sucessivos do modelo, o que, por sua vez, deve aumentar a eficiência das decisões de controle. No procedimento de calibração tentamos encontrar os parâmetros algorítmicos que produzem o melhor ajuste das temperaturas calculadas pelo Algoritmo com as temperaturas

reais colhidas até o momento. A calibração dos parâmetros é feita com uso de otimização sem derivadas, já que a função a ser otimizada é construída em cima de um modelo semiempírico. Além disso, mesmo que esta função possua derivada, cada vez que houver possibilidade de melhorar o modelo, seria necessário calcular uma nova derivada a cada atualização do modelo, o que é inviável.

### 4.3.2 Sobre Alguns Métodos sem Derivadas

Métodos sem derivadas, *Derivative-Free Methods*, são métodos iterativos usados para resolver problemas de otimização sem utilizar derivadas em nenhum de seus passos.

A proposta dos algoritmos de otimização sem derivadas não é superar os algoritmos tradicionais, que fazem uso da derivada, e sim resolver os problemas nos quais a derivada não está acessível ou quando o tempo despendido pelo usuário ao transcrever o problema para o código computacional, implementando gradientes e hessianas, é inviável. Apesar de atingir bons resultados teóricos, descartar o uso de derivadas das funções envolvidas nos problemas acarreta um desempenho inferior dos métodos sem derivadas em relação aos métodos clássicos da literatura, especialmente no que se refere ao tempo computacional [29].

A seguir descreveremos resumidamente os métodos que serão usados em nossos testes numéricos apresentados no capítulo seguinte. Estes métodos são: Busca Padrão, Filtragem Implícita e Interpolação Polinomial.

## Busca Padrão

Nos métodos de Busca Padrão [66], a função objetivo é avaliada em um padrão de pontos ao redor do ponto corrente. Se o valor da função objetivo em algum desses pontos do padrão for menor que o valor da função no ponto corrente, este ponto será uma nova aproximação para o minimizador do problema.

A cada iteração  $k$  do método, a partir de uma aproximação  $x^k$ , obtemos um novo iterando  $x^{k+1} = x^k + \alpha_k(d_i)^k$ ,  $i = 1, \dots, r_k$ , onde:

- $(d_i)^k$  pertence ao conjunto de direções de busca  $D^k$ , que define o padrão, e cuja cardinalidade é  $r_k$ ;
- $\alpha_k$  é o tamanho do passo, que é fixo na iteração corrente.

Sempre que existir um ponto no padrão cujo valor da função objetivo for menor em relação ao iterando, modifica-se o iterando. Quando não houver ponto do padrão que apresente valor da função objetivo menor que o valor no iterando, o passo é reduzido. Já no caso de encontrar um novo iterando melhor que o atual, há a possibilidade de manter o tamanho do passo ou aumentá-lo.

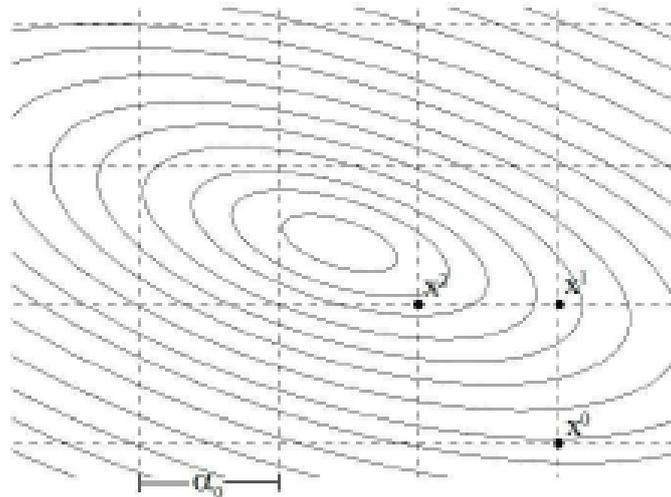
O conjunto de direções de busca utilizado pelo Método de Busca Padrão é um conjunto que gera positivamente o  $\mathbb{R}^n$ , isto é, qualquer vetor  $d \in \mathbb{R}^n$  pode ser escrito como combinação linear dos vetores em  $D$  apenas com coeficientes não negativos. Com isso pode-se garantir que sempre há uma direção de descida a partir de um ponto não estacionário.

O conjunto de direções de busca mais intuitivo é aquele definido a partir dos vetores canônicos do espaço euclidiano. O método que utiliza esse padrão é chamado de método de busca coordenada [22].

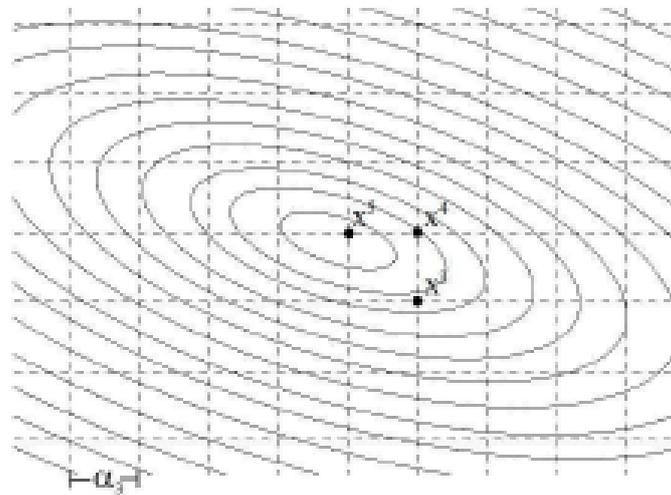
### Busca Coordenada

O método de busca coordenada é um método de Busca Padrão, cujo conjunto de direções de busca  $D^k$ , em cada iteração  $k$  é formado pelas direções canônicas positivas e negativas, ou seja, este deve ser escolhido de forma que seus vetores sejam as colunas da matriz  $[I - I]$ , onde  $I$  é a matriz identidade de ordem  $n$ , o número de variáveis do problema.

Uma ilustração de algumas iterações do método encontra-se na Figura 4.9.



(a)



(b)

Figura 4.9: Busca coordenada com  $\alpha = \alpha_0$  em (a) e  $\alpha = \alpha_0/2$  em (b) [29].

### Busca Padrão para Problemas de Minimização em caixas

Métodos clássicos de Busca Padrão para minimização irrestrita podem ser generalizados para o caso de minimização restrita a caixas [44]. Neste caso, existem apenas dois requisitos adicionais para assegurar a convergência do método.

O primeiro refere-se ao fato de que métodos de Busca Padrão para minimização com restrições de caixa são métodos de pontos viáveis. Assim a busca deve começar com um ponto que satisfaz os limites de viabilidade das caixas e esta exigência deve-se manter em toda a busca.

O segundo refere-se ao conjunto de direções de busca  $D^k$ . Este deve ser escolhido de forma que seus vetores sejam as colunas da matriz  $[M - M]$ , onde  $M$  é uma matriz diagonal de ordem  $n$ . Esta escolha dos vetores de  $D^k$  garante que, se não estamos em um ponto estacionário, temos ao menos uma direção viável de descida.

### Filtragem Implícita

O método de filtragem implícita [39] tem como principal base o método de busca coordenada, e trabalha com as restrições de maneira implícita na função objetivo. A principal diferença do método de filtragem implícita em relação ao método de busca coordenada está na utilização de um modelo local para a função objetivo, usando um método quase-Newton.

Com base nas direções viáveis do passo de busca, calcula-se o gradiente na malha, definido a seguir.

**Definição 4.3.1.** Dado um conjunto de direções viáveis  $V = [v^1, v^2, \dots, v^{2n}]$ , geralmente tomado por  $V = [I - I]$ , o gradiente na malha (*stencil gradient*) é definido como:

$$\nabla f(x, V, \alpha)^T = \frac{1}{\alpha^k} \delta(f, x, V, \alpha)^T V^\dagger, \quad (4.3.1)$$

onde  $V^\dagger$  é a pseudo-inversa de Moore-Penrose e

$$\delta(f, x, V, \alpha^k) = \begin{bmatrix} f(x + \alpha v^1) - f(x) \\ \vdots \\ f(x + \alpha v^{2n}) - f(x) \end{bmatrix}.$$

Para construir a direção quase-Newton utiliza-se uma aproximação para a hessiana, como por exemplo BFGS(Broyden, Fletcher, Goldfarb e Shano) [28], tomando o gradiente na malha (4.3.1) como uma aproximação para o gradiente da função objetivo no ponto corrente. Começando com a matriz identidade como aproximação para a hessiana  $H^k$ , atualizamos a aproximação da seguinte forma:

$$s^k = x^k - x^{k-1},$$

$$y^k = \nabla f(x^{k+1}, V, \alpha^{k+1}) - \nabla f(x^k, V, \alpha^k),$$

$$H^{k+1} = H^k + \frac{(y^k)(y^k)^T}{(y^k)^T (s^k)} - \frac{H^k (s^k)(s^k)^T H^k}{(s^k)^T H^k (s^k)}.$$

Obtida a aproximação para a hessiana da função objetivo no ponto corrente, a direção é definida como a solução do sistema linear:

$$H^k d^k = -\nabla f(x^k, V, \alpha^k).$$

Uma vez determinada a direção, efetua-se uma busca linear ao longo dela. Se a busca linear obtiver sucesso, ou seja, se houver um decréscimo suficiente no valor da função objetivo, então o novo iterando é dado por  $x^{k+1} = x^k + \alpha^k d^k$  e a aproximação para a hessiana é atualizada. Caso contrário, toma-se  $x^{k+1} = x^k$ .

O método de filtragem implícita se destaca em problemas cuja função objetivo apresenta uma perturbação, ou ruído, como por exemplo em problemas na área de semi-condutores, engenharia automobilística e geociências [21].

Formalmente, consideram-se funções no formato:

$$\hat{f}(x) = f(x) + \theta(x),$$

onde  $f(x)$  é uma função suave, e  $\theta(x)$  é uma perturbação de alta frequência e baixa amplitude, possivelmente não contínua. Baixa amplitude significa que o valor absoluto máximo de  $\theta(x)$  é muito menor que o valor absoluto máximo de  $f(x)$ , considerando valores de  $x$  que atendam às restrições do problema.

A eficácia do método é especialmente alta em problemas onde  $\theta(x)$  decai próximo aos mínimos locais de  $f(x)$ . Os valores das funções  $f(x)$  e  $\theta(x)$  não precisam ser calculados independentemente. A maneira com que os passos são definidos a cada iteração faz com que o método consiga reduzir o impacto negativo de  $\theta(x)$  na busca pelo valor mínimo de  $\hat{f}(x)$ , filtrando implicitamente essa perturbação, por isso o nome do método.

## Interpolação Polinomial

Alguns métodos de otimização sem derivadas utilizam modelos de interpolação para a função objetivo.

Apesar de existirem diversos tipos de interpolação, em geral, utilizam-se modelos de interpolação polinomial. Vamos estudar um algoritmo para problemas de otimização com restrições em caixa que utiliza interpolação quadrática para aproximar a função objetivo, BOBYQA (*Bound Optimization BY Quadratic Approximation*) [55]. Neste método, o vetor de aproximação da solução é gerado em uma região de confiança.

Dado o problema de otimização com restrições em caixa:

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar} && F(x), && x \in \mathbb{R}^n \\ &\text{sujeita a} && a_i \leq x_i \leq b_i, && i = 1, 2, \dots, n, \end{aligned} \tag{4.3.2}$$

a cada iteração a função objetivo  $F$  é aproximada por um modelo quadrático  $Q$  através de interpolação polinomial em  $m$  pontos, sendo  $m$  inteiro não negativo.

**Definição 4.3.2.** Dizemos que o polinômio  $p(x)$  interpola  $f$  em  $y \in \mathbb{R}^n$  se  $p(y) = f(y)$ .

Desta forma, a função  $Q_k$ , que aproxima  $F$  na iteração  $k$ , é um polinômio quadrático tal que

$$Q_k((x^k)_j) = F((x^k)_j), \quad j = 1, \dots, m,$$

sendo  $m \in \mathbb{Z}$  uma constante no intervalo  $[n + 2, \frac{1}{2}(n + 1)(n + 2)]$ .

Seja  $x^k$  o ponto do conjunto  $\{y^j : j = 1, 2, \dots, m\}$  tal que

$$F(x^k) = \min \{F(y^j) : j = 1, 2, \dots, m\}.$$

A cada iteração  $k$ , a direção de busca  $d^k$  é escolhida como solução do subproblema de região de confiança:

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar} && Q_k(x^k + d) \\ &\text{sujeita a} && a \leq x^k + d \leq b, \\ &&& \|d\| \leq \Delta_k, \end{aligned} \tag{4.3.3}$$

Então o novo valor da função objetivo  $F(x^k + d^k)$  é calculado e um dos pontos de interpolação, diferente de  $x^k$ , digamos  $y^t$ , é substituído por  $x^k + d^k$ . Assim,

$$\hat{y}_j = \begin{cases} y^j, & j \neq t, \\ x^k + d^k, & j = t. \end{cases}$$

O novo iterando  $x^{k+1}$  é dado por:

$$x^{k+1} = \begin{cases} x^k, & \text{se } F(x^k + d^k) \geq F(x^k), \\ x^k + d^k, & \text{se } F(x^k + d^k) < F(x^k). \end{cases}$$

O número de pontos de interpolação sugeridos por Powell [55] é  $m = 2n + 1$ . Com esse valor o algoritmo resolve bem uma boa classe de problemas, e há liberdade na escolha da hessiana do modelo  $Q_k$ . Esta quantidade de pontos de interpolação torna o número de avaliações da função  $f$  da ordem de  $n$ , dimensão do espaço onde estamos trabalhando. Este fato é de grande importância, pois nos permite trabalhar com valores grandes de  $n$ .

Os métodos sem derivadas apresentados aqui serão utilizados em nossos testes numéricos para a etapa de calibração dos parâmetros do modelo bidimensional.

## 4.4 Algoritmo

O algoritmo a seguir descreve a maneira como as decisões são tomadas. Este algoritmo roda em uma base contínua durante a vida dos frangos no aviário. A instalação do sistema requer um notebook, onde os cálculos serão realizados, conectado aos sensores que fornecem as temperaturas internas e externas ao aviário e com acesso à previsão meteorológica do tempo.

Para fixar ideias, assuma que o tempo é mensurado em minutos, a execução de algoritmo começa quando o "relógio" real é  $t_0$  e o incremento de tempo para calcular a equação de difusão e para calcular a convecção seja 1 segundo. Estabelecemos um "tempo de simulação" de  $t_f - t_0$  minutos.

#### 4.4.1 Dados de Entrada e Parâmetros

Os dados de entrada do modelo são:

- temperaturas obtidas pelos sensores no instante  $t$ ;
- temperatura externa no instante  $t$ ;
- temperatura ideal a ser atingida no interior do aviário;
- número de exaustores ligados no instante  $t$ ;
- tamanho da malha;
- comprimento e altura do aviário;
- número total de exaustores;
- posição dos sensores.

Os parâmetros são:

- coeficiente de difusão ( $c$ );
- velocidade do ar por exaustor ( $w$ );
- temperatura do piso na saída de ar do aviário ( $temp_{piso}$ );
- diferença de temperatura causada pelo painel evaporativo ( $diff_{cel}$ );
- diferença de temperatura causada pela radiação solar ( $diff_{rad}$ ).

#### Algoritmo 4.4.1

##### **Passo 1** Estabelecer condições iniciais e de contorno

Usando posições apropriadas para os sensores, interpolações e previsão meteorológica do tempo, estabelecemos as condições iniciais para a temperatura no interior do aviário assim como as condições de contorno. Estabelecemos também a matriz e o vetor do lado direito da equação de difusão e a função quadrática da convecção.

##### **Passo 2** Número de exaustores

Escolher o número de exaustores ligados.

##### **Passo 3** Simular a temperatura em $n$ minutos

Até que  $n$  minutos sejam simulados:  
Resolver a equação de difusão.  
Fazer a convecção por arraste.

**Passo 4** *Decidir se o número de exaustores é o ideal*

Verificar se a temperatura estimada é satisfatória, ou seja, próxima o suficiente da temperatura ideal. Se a temperatura estimada não for satisfatória, voltar ao Passo 2. Caso contrário, vá para o Passo 5.

**Passo 5** *Implementar o controle, guardar para aprendizagem e parar*

A Figura 4.10 mostra esquematicamente a dependência entre as funções do algoritmo.

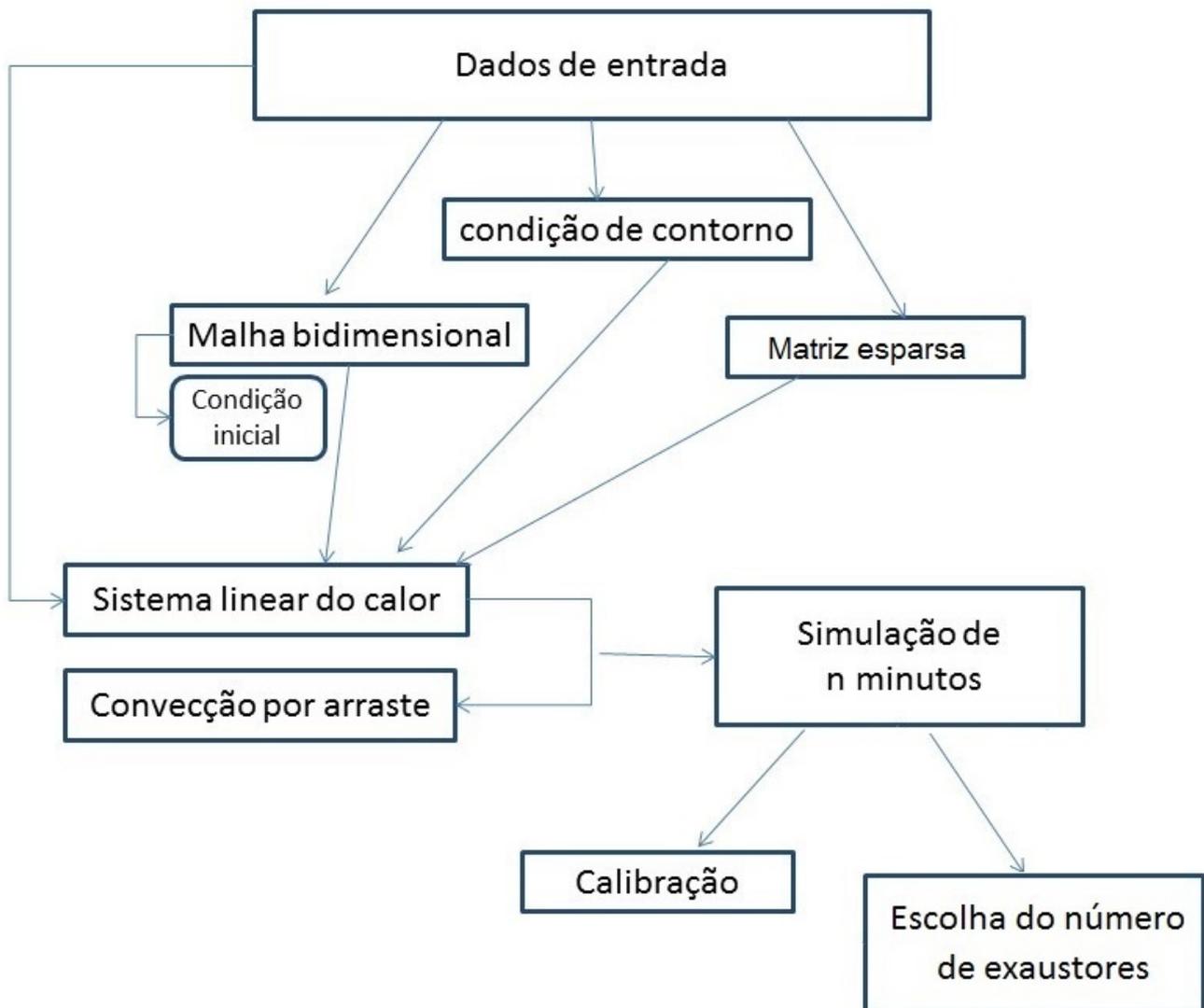


Figura 4.10: Esquema de dependência das funções do modelo bidimensional

Depois de parar o algoritmo, o controle  $d_{i_1}$  é implementado e "esperamos"  $\delta$  unidades de tempo real antes de atualizarmos  $t_0$  e  $t_f$  e executarmos o algoritmo novamente. Isso significa que  $\delta$  é o número de unidades de tempo em que o avião está sujeito ao número de exaustores escolhido pelo algoritmo antes de nova otimização de controle.

O capítulo a seguir apresenta testes numéricos realizados com o modelo bidimensional que comprovam a consistência deste modelo.



# Capítulo 5

## Testes Numéricos do Modelo Bidimensional

Neste capítulo apresentamos quatro testes realizados com o modelo bidimensional. No primeiro teste simulamos um aviário simplificado e utilizamos temperaturas externas e parâmetros coerentes com um dia de sol e frangos adultos. O objetivo deste teste foi verificar o comportamento da temperatura interna gerada pelo nosso modelo. Apresentamos os resultados em gráficos de curvas de nível e constatamos que o modelo gera temperaturas internas condizentes com a realidade.

No segundo teste realizamos a calibração dos parâmetros utilizando dados reais de temperaturas internas e externas obtidos em um aviário do interior de São Paulo. O objetivo deste teste foi encontrar valores dos parâmetros que melhor se ajustam a este aviário em dias com condições climáticas parecidas com o dia da obtenção dos dados. O teste de calibração consiste na resolução de um problema de otimização e foi realizado com os três algoritmos de otimização sem derivadas descritos no capítulo anterior: IMFIL, BOBYQA e PatternSearch, rotina do Matlab que implementa o algoritmo de Busca Padrão. O algoritmo BOBYQA foi o que apresentou melhor desempenho.

Em seguida realizamos um experimento para testar a consistência do modelo. Para tal utilizamos temperaturas da cidade de Campinas como as temperaturas externas ao aviário, estabelecemos valores fixos para os cinco parâmetros:  $(c, w, temp_{piso}, dif_{rad}, dif_{cel})$ , também descritos no capítulo anterior, e através do nosso modelo geramos temperaturas internas. Tendo gerado estas temperaturas, elaboramos um problema de otimização cujas variáveis são os cinco parâmetros do modelo, as restrições são caixas que contêm os valores originais dos parâmetros e a função objetivo é o erro das temperaturas estimadas por uma escolha de parâmetros em relação à temperatura gerada com os parâmetros originais. Com este teste pudemos constatar que o modelo apresenta consistência.

Por fim, testamos a eficácia do modelo em prever a temperatura com grandes intervalos de tempo. Este teste foi realizado com dados reais obtidos em um aviário do interior de São Paulo e mostrou que o modelo gera temperaturas próximas às temperaturas reais mesmo quando considerado grandes intervalos de tempo, sendo possível prever a temperatura em 80 minutos com erro significativamente pequeno.

Todos os testes foram realizados com o uso do Matlab, versão R2014a [46].

## 5.1 Simulação de um aviário simplificado

O primeiro estudo do modelo foi feito através de uma simulação de um aviário simplificado com o objetivo de verificar o comportamento da temperatura interna gerada pelo nosso modelo. Foram simulados 5 minutos de um aviário com dimensões iguais a 3 metros de largura e 120 metros de comprimento. Para os cálculos numéricos foi considerada a largura exata do aviário e uma extensão de 10 metros no comprimento além dos 120 metros do aviário. Foi considerado um dia de sol com temperatura externa de  $24^{\circ}\text{C}$ , frangos jovens, em torno de 21 dias, e paredes de celulose com irrigação de água ligada. Foram considerados três sensores posicionados a 1 metro do piso e 5 metros, 60 metros, 115 metros da entrada de ar respectivamente. Os valores iniciais da temperatura nas posições dos sensores foram:  $21.2^{\circ}\text{C}$ ,  $23^{\circ}\text{C}$ ,  $24^{\circ}\text{C}$ .

A escolha por um dia de sol implica em um valor maior que zero para o parâmetro  $diff_{rad}$  (diferença de temperatura causada pela radiação solar); o valor utilizado para este parâmetro foi  $diff_{rad} = 1$ . A parede de celulose com irrigação ligada implica em um valor maior que zero para o parâmetro  $diff_{cel}$  (diferença de temperatura causada pelo painel evaporativo); foi utilizado  $diff_{cel} = 3$ . O valor utilizado para o parâmetro  $temp_{piso}$  (temperatura do piso na saída de ar do aviário) foi baseado em temperaturas geradas por frangos jovens ( $temp_{piso} = 24$ ). Os valores utilizados para os parâmetros  $c$  (coeficiente de difusão) e  $w$  (velocidade do ar por exaustor) foram  $c = 0.04$ ,  $w = 0.12\text{m/s}$ .

A temperatura estimada pelo modelo é mostrada através dos gráficos da Figura 5.1. Estes gráficos de curvas de nível mostram como a temperatura está distribuída em um corte bidimensional do aviário. O eixo  $x$  representa o comprimento do aviário e o eixo  $y$  representa a altura do aviário, as curvas de nível representam a temperatura interna nos pontos do corte bidimensional do aviário.

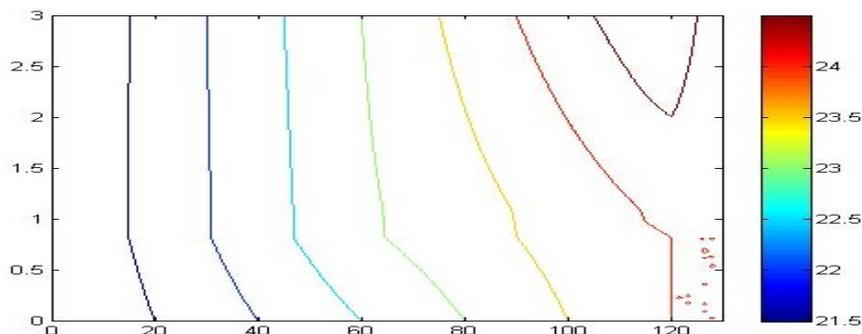
Os gráficos da Figura 5.1 apresentam as menores temperaturas com altura de 1,5 metros do piso e na entrada de ar, o que condiz com a realidade. Além disso, pode-se observar através dos gráficos (c) e (d) da Figura 5.1 que tanto o valor como a distribuição de temperatura mantém-se estável após 1 minuto, o que era esperado já que as variáveis não são modificadas. As simulações iniciais realizadas com o modelo mostraram-se condizentes com a realidade.

## 5.2 Calibração dos Parâmetros em aviário *solid wall*

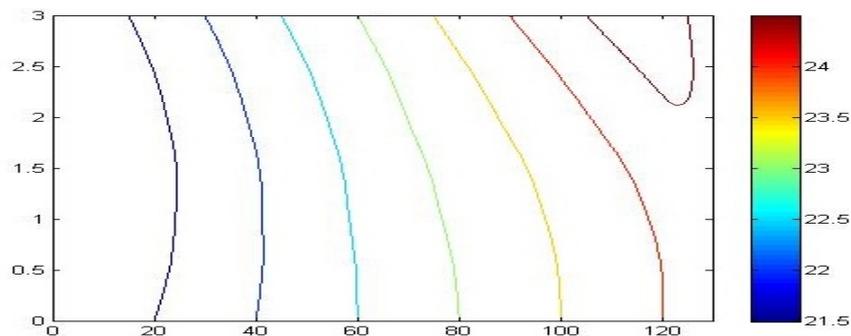
Neste teste realizamos a calibração dos parâmetros utilizando dados reais de temperaturas internas e externas obtidos em um aviário brasileiro do tipo *solid wall* - que possui paredes de alvenaria, com dimensões de comprimento, largura e altura iguais a 120 metros, 20 metros e 3 metros, respectivamente, e equipado com 16 exaustores, dos quais 6 estão dispostos na parede frontal, 5 no início da parede esquerda e 5 no início da parede direita. Fizemos coleta de dados por 80 minutos. Este aviário possui painel evaporativo de celulose na parede do fundo e no final das paredes laterais. Na Figura 5.2 temos um desenho ilustrativo deste aviário.

Os sensores de temperatura registraram as temperaturas a cada 1 minuto em três pontos internos ao aviário, que estavam localizados a 1 metro do piso; 25 metros de cada parede lateral, ou seja, no meio da largura do aviário; e 5 metros, 60 metros e 115 metros da entrada de ar. Além disso, um sensor de temperatura estava posicionado em um ponto externo ao aviário para registrar a temperatura externa. O local escolhido para o sensor externo foi um local de sombra e próximo ao aviário.

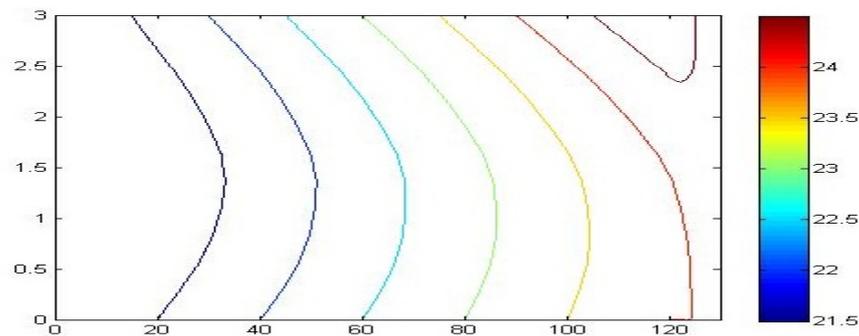
O objetivo deste teste foi encontrar valores dos parâmetros que melhor se ajustam a este



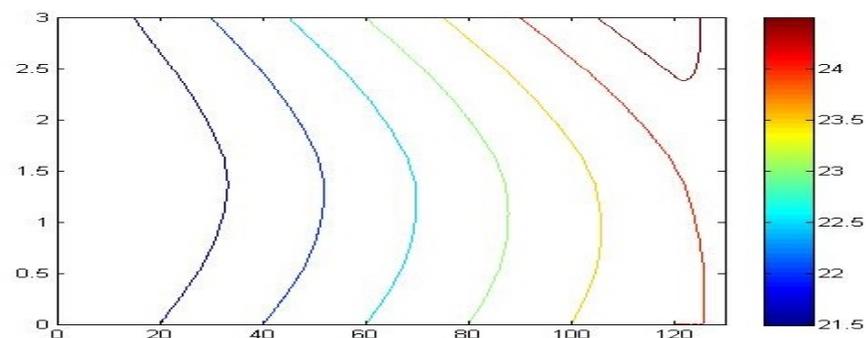
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 5.1: Gráficos de curvas de nível da simulação da temperatura no interior de um aviário. Temperaturas no instante inicial em (a), após 15 segundos em (b), após 1 minuto em (c) e após 5 minutos em (d).



Figura 5.2: Aviário *solid wall*, à esquerda estão representadas as entradas de ar com painel evaporativo e à direita os exaustores.

aviário em dias com condições climáticas parecidas com o dia da obtenção dos dados. O teste de calibração consiste na resolução de um problema de otimização e foi realizado com três algoritmos de otimização sem derivadas: IMFIL, BOBYQA e PatternSearch.

Durante todo o período de coleta de dados o aviário esteve com quatro exaustores ligados. O dia de coleta de dados estava nublado, por isso o parâmetro  $diff_{rad}$  foi considerado nulo. Além disso, o sistema de irrigação da parede de celulose estava desligado durante todo o período de coleta dos dados e, desta forma, o parâmetro  $diff_{cel}$  também foi considerado nulo. Com estes dados foram feitas calibrações dos parâmetros  $c$ ,  $temp_{piso}$  e  $w$ .

### 5.2.1 Calibração

Rodamos nosso modelo de previsão de temperatura considerando  $\Delta t = 1$ , ou seja, o modelo estima a temperatura após 1 minuto do instante de obtenção das temperaturas de entrada. Calculamos o erro destas temperaturas estimadas com o objetivo de encontrar os melhores valores de parâmetros para nosso modelo. Esta etapa foi chamada de calibração dos parâmetros.

Fixados os parâmetros  $c$ ,  $temp_{piso}$  e  $w$ , para cada um dos 80 instantes de tempo calculamos a norma 2 do vetor  $3 \times 1$  composto pelas diferenças entre as temperaturas estimadas pelo nosso modelo e as temperaturas dos sensores.

Assim, considerando  $Te_{ij}$  a temperatura estimada pelo modelo na posição  $i$  e no instante de tempo  $j$ ,  $Ts_{ij}$  a temperatura obtida pelo sensor na posição  $i$ , e no instante de tempo  $j$ , calculamos:

$$erro_j = \|(Te_{1j} - Ts_{1j}, Te_{2j} - Ts_{2j}, Te_{3j} - Ts_{3j})\|_2. \quad (5.2.1)$$

Como  $j = 1, \dots, 80$ , temos 80 valores de erros das temperaturas estimadas. Porém é necessário obter um único número que represente o erro obtido ao calcular as temperaturas estimadas com uma determinada escolha de parâmetros. Definimos então o erro geral de cada escolha de parâmetros  $(temp_{piso}, c, w)$  como a norma 2 dos 80 valores de erros calculados anteriormente. Assim,

$$erro_{c,piso,w} = \|(erro_1, erro_2, \dots, erro_{80})\|_2, \quad (5.2.2)$$

onde  $erro_j$ , para  $j = 1, \dots, 80$  está definido em (5.2.1).

A equação (5.2.2) define o erro obtido ao rodar o modelo de previsão de temperatura em 80 instantes de tempo com uma escolha fixa de parâmetros. Claramente os parâmetros que apresentam menor erro são os melhores parâmetros a serem escolhidos para rodar o modelo que

otimiza o número de exaustores ligados. Desta forma, é de grande importância encontrarmos os parâmetros que minimizam o erro das temperaturas estimadas. Com este objetivo resolvemos o problema de otimização cuja função objetivo é definida por (5.2.2).

As variáveis da função (5.2.2) são os parâmetros  $c$ ,  $temp_{piso}$ ,  $w$ , já que  $Te_{1j}$ ,  $Te_{2j}$  e  $Te_{3j}$  de (5.2.1) são obtidos através do modelo descrito no capítulo anterior. O parâmetro  $c$  é o coeficiente de difusão da equação do calor (4.2.1),  $temp_{piso}$ , temperatura do piso do aviário na saída de ar, é um parâmetro usado na condição de contorno (4.2.2), e  $w$  é utilizado na convecção por arraste, descrita na Seção 4.2.5, já que a velocidade máxima do ar no interior do aviário é modelada pelo produto do número de exaustores ligados por  $w$ .

Pela natureza das variáveis, temos que este problema é restrito a caixas. Por exemplo, a variável  $temp_{piso}$  indica a temperatura interna do aviário na altura dos frangos, como os frangos eliminam calor constantemente, a variável  $temp_{piso}$  não pode ser negativa nem alcançar um valor próximo de zero. Através de contato com especialistas - acadêmicos e granjeiros - concluiu-se ser razoável restringir a variável  $temp_{piso}$  à caixa  $[20, 24]$ . Os demais valores das restrições também foram obtidos com especialistas.

Desta forma, temos o seguinte problema de otimização restrito a caixas:

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \|(\text{erro}_1, \text{erro}_2, \dots, \text{erro}_{80})\|_2 \\ \text{sujeita a} \quad & 0,035 \leq c \leq 0,065, \\ & 20 \leq temp_{piso} \leq 24, \\ & 0,08 \leq w \leq 0,15. \end{aligned} \tag{5.2.3}$$

As calibrações foram rodadas em três algoritmos diferentes que trabalham com métodos de otimização sem derivadas, descritos no Capítulo 4: IMFIL, BOBYQA e PatternSearch. Como critério de parada foi utilizado número máximo de avaliação de função igual a 250. Os demais critérios de parada foram tomados de forma conveniente.

## Resultados

	IMFIL	BOBYQA	Patternsearch
avaliacões de função	91	55	223
$f(x^*)$	3,8493	3,8620	3,8908
$temp_{piso}^*$	22,150	22,210	22,180
$c^*$	0,0350	0,0350	0,0456
$w^*$	0,1252	0,1548	0,1360

Tabela 5.1: Resultados da calibração dos parâmetros  $temp_{piso}$ ,  $c$ ,  $w$ .

Na Tabela 5.1 apresentamos os resultados da calibração dos parâmetros  $(temp_{piso}, c, w)$  para cada algoritmo de otimização testado. Representamos o ponto de mínimo como  $x^* = [temp_{piso}^*, c^*, w^*]$ . Através destes valores, concluímos que a melhor tripla  $(temp_{piso}, c, w)$  é  $(22, 150, 0, 035, 0, 1252)$ , pois forneceu o menor valor de função objetivo, obtido pelo algoritmo IMFIL. No entanto pudemos observar que os três algoritmos apresentaram valores parecidos para a função objetivo e BOBYQA realizou um número significativamente menor de avaliações de função. Com isso concluímos que este é o melhor algoritmo de otimização para o modelo. Através dos gráficos da Figura 5.3, observamos que o parâmetro  $temp_{piso}$

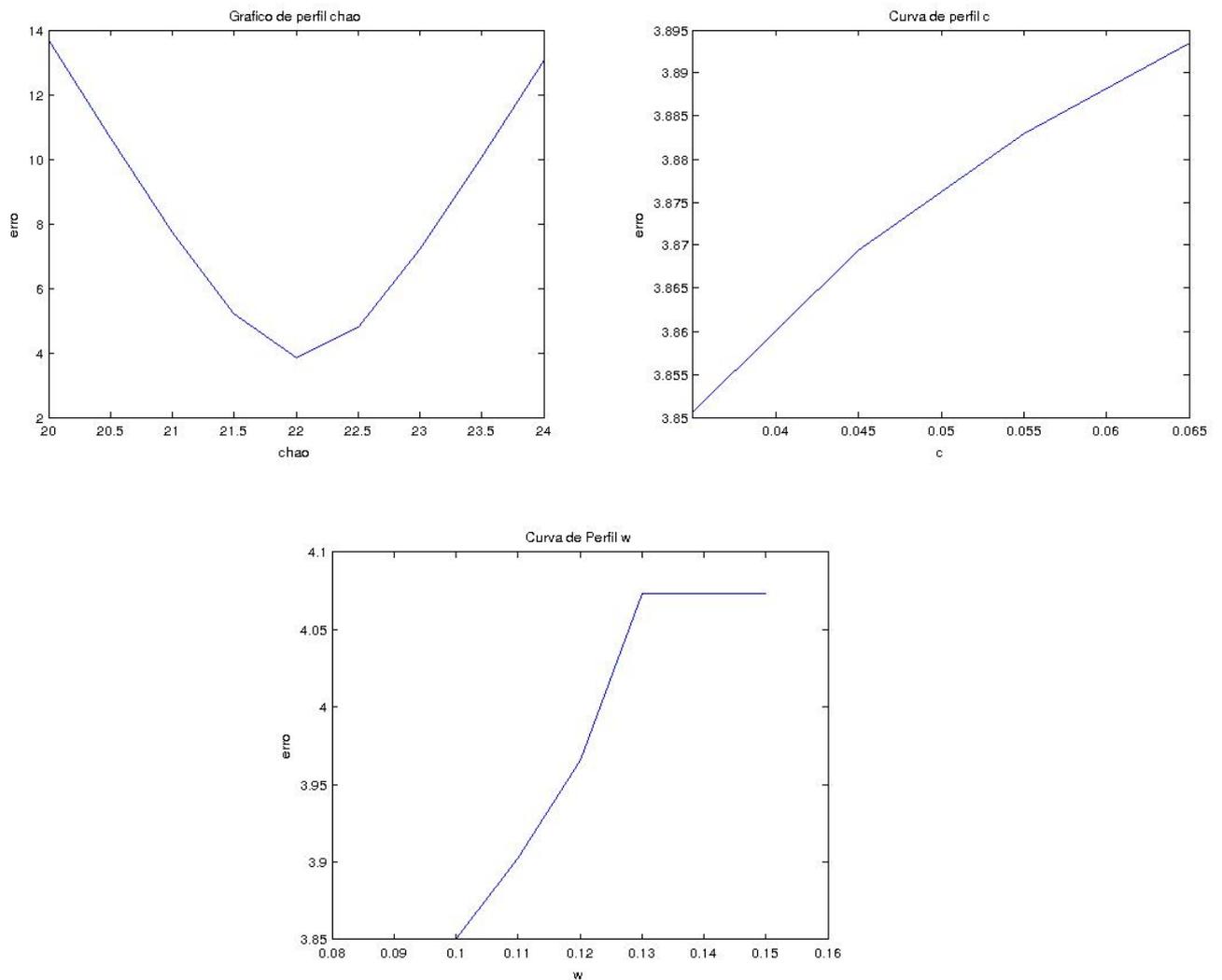


Figura 5.3: Curvas de Perfil dos erros na calibração de  $temp_{piso}$ ,  $c$  e  $w$ .

é consistente, sua variação provoca diferenças significativas no erro, apresentando os menores erros com valores próximos a 22. Já os parâmetros  $c$  e  $w$  apresentaram mudanças no erro muito inferiores às do parâmetro  $temp_{piso}$ , observe que os gráficos da Figura 5.3 estão em escalas diferentes. Desta forma concluímos que a variação destes parâmetros não são muito significativas para o modelo.

### 5.3 Teste de Consistência

Para verificar a consistência do modelo utilizamos como temperatura externa ao aviário as temperaturas da cidade de Campinas - SP, ao longo de um dia, estabelecemos valores fixos para os cinco parâmetros e através do nosso modelo geramos temperaturas internas. Tendo gerado estas temperaturas, elaboramos um problema de otimização cujas variáveis são os cinco parâmetros do modelo.

O problema de otimização que minimiza o erro entre a temperatura gerada,  $Tg$ , e a temperatura estimada,  $Te$ , em cada um dos três sensores com os parâmetros restritos em caixas foi resolvido através do algoritmo sem derivada BOBYQA.

A temperatura da cidade de Campinas - SP do dia 10/09/14 variou de 28°C a 32°C. Os dados foram gerados em 120 instantes de tempo com intervalos de 3 minutos. Os valores utilizados como parâmetros foram:

$$ne = 10, c = 0.07, temp_{piso} = 24, w = 0.15, dif_{rad} = 1.5, dif_{cel} = 8. \quad (5.3.1)$$

A função objetivo  $f$  utilizada foi a média geométrica dos erros em cada um dos instantes de tempo, como definiremos a seguir. Sendo  $Tg_{ij}$  a temperatura gerada pelo problema direto, isto é, a temperatura gerada pelo modelo com os parâmetros originais (5.3.1), na posição do sensor  $i$ , e no instante de tempo  $j$ , e sendo  $Te_{ij}$  a temperatura estimada pelo modelo com os parâmetros da iteração atual na posição  $i$  e no instante de tempo  $j$ , consideramos:

$$erro_j = \sqrt[3]{(Te_{1j} - Tg_{1j}) * (Te_{2j} - Tg_{2j}) * (Te_{3j} - Tg_{3j})}. \quad (5.3.2)$$

Como foram gerados dados em 120 instantes de tempo, temos que  $j = 1, \dots, 120$ . Definimos a função objetivo como o erro geral da escolha de parâmetros nos 120 instantes de tempo como:

$$f = \sqrt[120]{erro_1 * erro_2 * \dots * erro_{120}}. \quad (5.3.3)$$

As restrições das variáveis foram as caixas:

$$temp_{piso} \in [21, 25], c \in [0, 055, 0, 095], w \in [0, 10, 0, 17], dif_{rad} \in [1, 2, 1, 9], dif_{cel} \in [5, 5, 10, 5].$$

E assim, temos o seguinte problema de minimização:

$$\begin{array}{llll} \text{Minimizar} & & \sqrt[120]{erro_1 * \dots * erro_{120}} & \\ \text{sujeita a} & 21 & \leq temp_{piso} & \leq 25 \\ & 0, 055 & \leq c & \leq 0, 095 \\ & 0, 10 & \leq w & \leq 0, 17 \\ & 1, 2 & \leq dif_{rad} & \leq 1, 9 \\ & 5, 5 & \leq dif_{cel} & \leq 10, 5 \end{array} \quad (5.3.4)$$

Os valores iniciais utilizados foram:

$$\begin{aligned} temp_{piso_0} &= 23, \\ c_0 &= 0.085, \\ w_0 &= 0.12, \\ dif_{rad_0} &= 1.6, \\ dif_{cel_0} &= 6.5. \end{aligned}$$

Utilizamos como critério de parada o número máximo de avaliações de função igual a 100. Os demais critérios de parada foram tomados de forma conveniente.

## Resultados

Pela construção da função (5.3.3), temos que  $f \geq 0$ . Além disso, pela construção dos dados temos que  $f$  atinge o zero nos valores de parâmetros utilizados no problema direto. Desta forma, esse problema possui um ótimo que é dado por  $x^* = (dif_{cel}^*, dif_{rad}^*, c^*, w^*, temp_{piso}^*)^*$  tal que  $f(x^*) = 0$  e esse ponto de mínimo,  $x^*$ , é conhecido pois é constituído pelos valores dos parâmetros (5.3.1) utilizados no problema direto.

Os valores encontrados na resolução do problema de otimização foram:  $c^* = 0.07$ ,  $temp_{piso}^* = 24$ ,  $w^* = 0.15$ ,  $dif_{rad}^* = 1.5$ ,  $dif_{cel}^* = 8$ , os mesmos valores utilizados no problema direto, o que demonstra a consistência do modelo.

Apresentamos as curvas de perfil destas simulações na Figura 5.4. Nestes gráficos é possível observar que  $f$  é nula no ponto encontrado pelo modelo e que  $f$  é positiva nos demais pontos, como era previsto.

## 5.4 Testes com Grandes Intervalos de Tempo

Para verificar a eficácia do algoritmo em estimativas de temperatura com grandes intervalos de tempo, foram feitos testes com intervalos de tempo de 26, 52 e 78 minutos. Os dados utilizados nestes testes foram colhidos em um aviário brasileiro com medidas de comprimento, largura e altura iguais a 120 metros, 20 metros e 3 metros respectivamente. Os sensores estão ordenados da entrada para a saída de ar. Estes dados, os valores das temperaturas externas e internas captadas pelos sensores no instante inicial, nos instantes 26, 52 e 78 minutos, estão apresentados na Tabela 5.2.

Os resultados dos testes encontram-se na Tabela 5.3. As primeiras colunas nominadas por sensor 1, sensor 2 e sensor 3 apresentam os valores das temperaturas estimadas pelo algoritmo, as segundas colunas nominadas por sensor 1, sensor 2 e sensor 3 apresentam a diferença entre os valores estimados e os valores captados pelos sensores (erro). A primeira linha de blocos desta tabela apresenta os valores referentes aos teste que utilizaram como valores iniciais os dados obtidos pelos sensores no tempo 0. A segunda linha de blocos desta tabela apresenta os valores referentes aos teste que utilizaram como valores iniciais os dados obtidos pelos sensores no tempo 26. A terceira linha de blocos desta tabela apresenta os valores referentes aos teste que utilizaram como valores iniciais os dados obtidos pelos sensores no tempo 52.

instante	externa	sensor 1	sensor 2	sensor3
0	17,8	17,8	19,0	20,2
26	18,6	18,6	19,8	21,0
52	19,4	19,4	20,2	21,0
78	19,9	19,9	20,6	21,3

Tabela 5.2: Valores de temperaturas externas e internas obtidos pelos sensores

Observando a Tabela 5.3 é possível perceber que os valores de temperaturas estimadas com intervalos de tempos de 26, 52 e 78 minutos são iguais. Desta forma, é possível concluir que o algoritmo encontra um equilíbrio após alguns minutos.

Os valores dos erros, de forma geral, são baixos (apenas quatro acima de  $1^\circ\text{C}$ ), mostrando que o modelo foi bem elaborado. Mas a estimativa da temperatura na posição do sensor 1 com

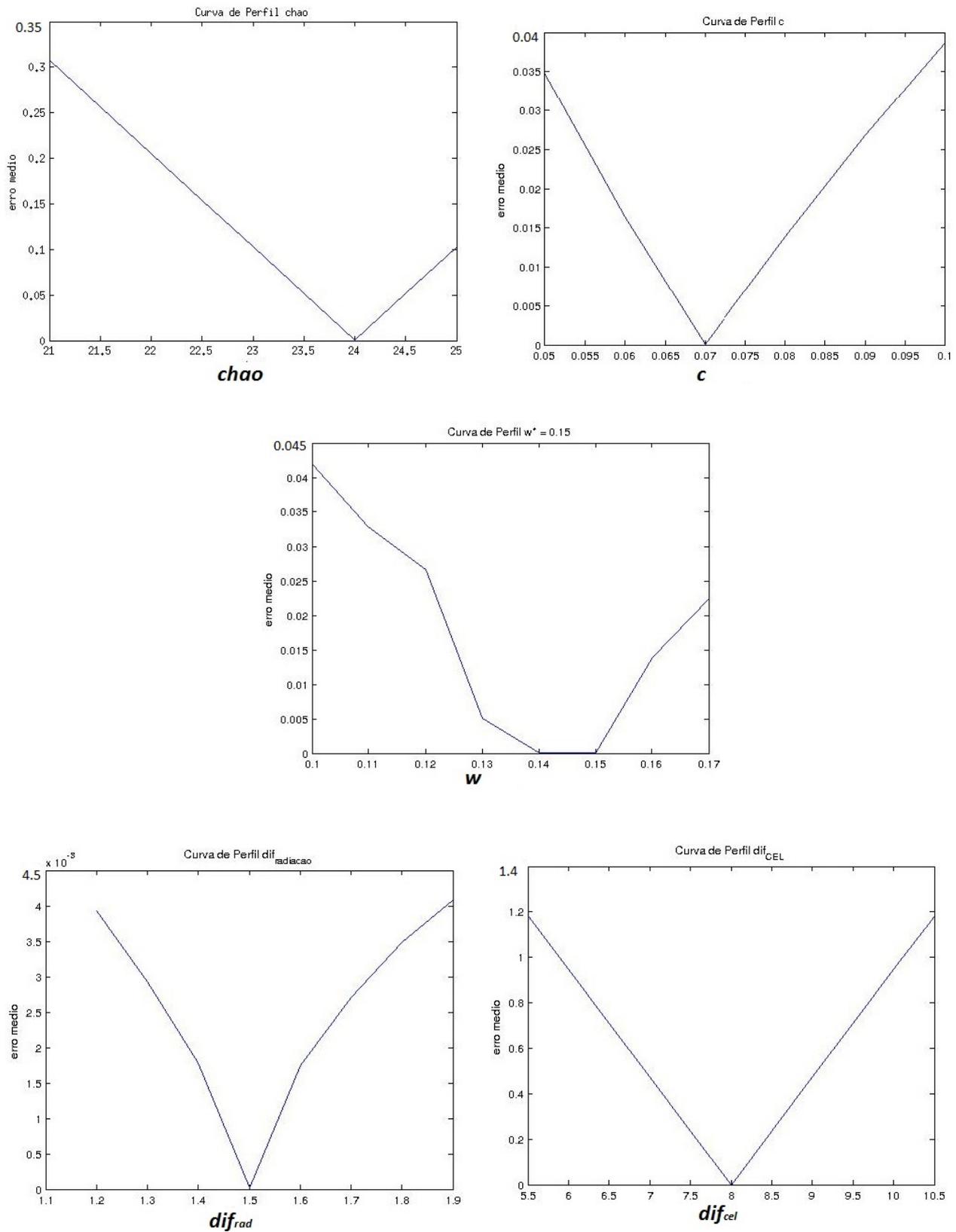


Figura 5.4: Curvas de Perfil dos erros na calibração de todos os parâmetros

Temperaturas Estimadas				Erros			
instante	sensor 1	sensor 2	sensor3	instante	sensor 1	sensor 2	sensor3
0	...	...	...	0	...	...	...
0 → 26	17,9164	19,4672	21,0187	0 → 26	-0,6836	-0,3328	0,0187
0 → 52	17,9164	19,4672	21,0187	0 → 52	-1,4836	-0,7328	0,0187
0 → 78	17,9164	19,4672	21,0187	0 → 78	<b>-1,9836</b>	-1,1328	-0,2813
instante	sensor 1	sensor 2	sensor3	instante	sensor 1	sensor 2	sensor3
0	...	...	...	0	...	...	...
26	...	...	...	26	...	...	...
26 → 52	18,6965	19,9816	21,2673	26 → 52	-0,7035	-0,2184	0,2673
26 → 78	18,6965	19,9816	21,2673	26 → 78	-1,2035	-0,6184	-0,0327
instante	sensor 1	sensor 2	sensor3	instante	sensor 1	sensor 2	sensor3
0	...	...	...	0	...	...	...
26	...	...	...	26	...	...	...
52	...	...	...	52	...	...	...
52 → 78	19,4765	20,4960	21,5159	52 → 78	-0,4235	-0,1040	0,2159

Tabela 5.3: Resultados e erros da calibração com grandes intervalos de tempo

intervalo de tempo de 78 minutos foi alta,  $1,9^{\circ}\text{C}$ , e com o intuito de diminuir este erro, fizemos um estudo minucioso destes dados.

Pode-se perceber que o erro na estimativa da temperatura interna aumenta quando a diferença da temperatura externa entre o instante inicial e o instante a ser estimada a temperatura aumenta. E isto se deve ao fato do algoritmo utilizar apenas a temperatura externa do instante inicial. Para compreender melhor esta observação considere a situação de sensores que captem temperaturas a cada 78 minutos. O algoritmo utilizará apenas o valor da temperatura externa inicial pois ele não consegue prever a temperatura externa em 78 minutos e este não é o objetivo desta pesquisa, pois se assim o fosse, estaríamos trabalhando com previsão meteorológica do tempo.

Para validar o fato de que o aumento do erro é causado pelo uso do valor de temperatura desatualizado, fizemos quatro testes com intervalo de 80 minutos. Os dados iniciais destes testes são os dados obtidos pelos sensores no tempo zero que encontram-se na Tabela 5.2. No primeiro teste atualizamos o valor da temperatura externa a cada 1 minuto, utilizando os valores capturados pelos sensores. No segundo teste atualizamos o valor da temperatura externa a cada 5 minutos, utilizando os valores capturados pelos sensores. Para o terceiro e o quarto teste os valores utilizados para atualização da temperatura externa foram calculados através de interpolação linear usando os valores da temperatura externa no instante zero e da temperatura externa após 80 minutos. No terceiro teste atualizamos o valor da temperatura externa a cada 1 minuto e no quarto teste atualizamos o valor da temperatura externa a cada 5 minutos. A temperatura externa final, após 80 minutos é  $19,9^{\circ}\text{C}$ . Os valores das temperaturas capturados pelos sensores após 80 minutos estão apresentados na primeira linha da Tabela 5.4. Os resultados destes testes encontram-se na Tabela 5.4.

Observando os dados da Tabela 5.4 percebemos que os erros diminuíram significativamente,

Temperaturas					erro			
	sensor 1	sensor 2	sensor3		sensor 1	sensor 2	sensor3	
original	19,9	20,6	21,3		original	...	...	...
real 1min	19,920	21,000	21,356		real 1min	0,0202	-0,0001	0,0562
real 5min	19,532	20,404	21,357		real 5min	-0,3879	-0,1960	0,0003
linear 1min	19,921	20,579	21,300		linear 1min	0,0205	-0,0205	0,0001
linear 5min	18,312	20,004	21,700		linear 5min	-1,5880	-0,7944	-0,0001

Tabela 5.4: Variação de 80 minutos com dados de temperatura externa a cada 1 ou 5 minutos

sendo 0,0202 o maior erro com atualizações a cada 1 minuto e 0,3879 o maior erro com atualizações a cada 5 minutos. Também é possível observar que novamente os maiores erros de cada teste são os relacionados com o sensor 1, o sensor que mais recebe influência da temperatura externa. Assim, podemos concluir que o erro do modelo está relacionado ao erro na atualização da temperatura externa.



# Capítulo 6

## Modelos e Testes Unidimensionais

Com o intuito de facilitar a implementação e a adoção do mecanismo de otimização, desenvolvemos um modelo mais simples, unidimensional. Este modelo foi desenvolvido gradualmente, e os seus três principais estágios de desenvolvimento são descritos a seguir. A Seção 6.1, apresenta a primeira implementação, cujo objetivo inicial foi avaliar o uso da equação do calor e identificar possibilidades para melhorias. O segundo estágio, descrito na Seção 6.2 apresenta um modelo mais completo, com a adição de novas variáveis para prever o impacto que os mecanismos de refrigeração do aviário têm sobre a temperatura interna. Esse modelo se mostrou adequado para o processo de otimização. Entretanto, ambas as implementações foram feitas na forma de protótipo, em Matlab, dificultando o seu uso em um ambiente real. Com isso em mente, foi feita a transição do modelo para uma linguagem compilada, permitindo a execução do sistema em hardware mais simples, e adequando a performance às necessidades de tempo real características do problema. A linguagem escolhida nessa etapa foi Fortran, e a implementação é descrita e avaliada na Seção 6.3.

### 6.1 Modelo Preliminar

Identificamos o aviário como um segmento  $[0, L] \subset \mathbb{R}$ , onde  $L$  representa o comprimento do aviário (aproximadamente 150 metros na vida real). Dois segmentos,  $[-w, 0]$  e  $[L, L + w]$  representam a parede esquerda e a parede direita respectivamente. Assim,  $w$  pode ser vista como a espessura de cada parede, veja Figura 6.1. O coeficiente de difusão nas paredes é chamado de  $c_w$  e o coeficiente de difusão no aviário é chamado de  $c_a$ . Isto conduz ao seguinte problema de difusão:

$$\frac{\partial U}{\partial t}(x, t) = c_w \frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(x, t) \text{ se } x \in [-w, 0], \quad (6.1.1)$$

$$\frac{\partial U}{\partial t}(x, t) = c_a \frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(x, t) \text{ se } x \in [0, L], \quad (6.1.2)$$

$$\frac{\partial U}{\partial t}(x, t) = c_w \frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(x, t) \text{ se } x \in [L, L + w], \quad (6.1.3)$$

$$U(x, 0) \text{ dado para todo } x \in [-w, L + w], \quad (6.1.4)$$

$$U(-w, t) = U(L + w, t) \text{ dado para todo } t \geq 0, \quad (6.1.5)$$

$$\frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(0, t) = \frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(L, t) = 0 \text{ para todo } t \geq 0. \quad (6.1.6)$$

Em outras palavras, (6.1.1–6.1.6) representam um problema de difusão [68] no segmento  $[-w, L + w]$ , onde os coeficientes de difusão são  $c_w$  e  $c_a$  em diferentes regiões. A condição de contorno representa a temperatura externa e a condição inicial representa a temperatura inicial no aviário.

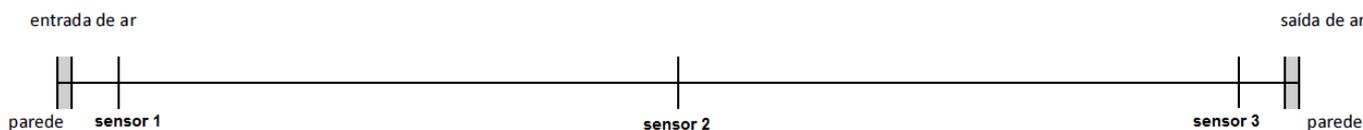


Figura 6.1: Esquema do modelo unidimensional do aviário

Para resolver a equação diferencial parcial (6.1.1–6.1.6) utilizamos o Método de Crank-Nicolson, apresentado no Capítulo 2.

A condição inicial é obtida através de medições feitas em 3 sensores bem distribuídos no aviário como mostra a Figura 6.1, seguida de interpolação para obter a temperatura inicial em  $[0, L]$ . A temperatura inicial nas paredes é obtida interpolando a temperatura externa e a temperatura interna nos extremos de  $[0, L]$ . A condição de contorno é dada pela temperatura externa.

### 6.1.1 Experimento

Realizamos um experimento para testar o uso da equação unidimensional do calor. O objetivo foi estudar o comportamento da temperatura calculada no interior do aviário. A influência das decisões de controle não foi considerada, por não ser o foco nesse momento. Foram utilizadas as temperaturas reais coletadas em um aviário nas proximidades de São Paulo - SP, considerando 5 horas descontinuas nas quais o aviário permaneceu com os exaustores desligados. A condição de contorno utilizada foi a temperatura externa e esta foi modelada pela interpolação linear das temperaturas externas inicial e final. Os resultados estão na Tabela 6.1.

Os resultados deste primeiro experimento, apesar de atenderem ao objetivo inicial estabelecido, mostraram que essa modelagem não é satisfatória. A diferença entre os valores de temperatura calculado e os reais ficaram próximos de  $3^\circ\text{C}$ . Analisamos em especial a hora que apresentou o maior erro, primeira hora apresentada na Tabela 6.1. Os valores correspondentes a cada 5 minutos de simulação no decorrer dessa hora são apresentados na Tabela 6.2.

Observando os valores percebemos que os resultados das temperaturas estimadas em  $t + \Delta t$  correspondem sempre a um valor entre a maior e a menor temperatura interna e externa em  $t$ . Porém, isso não corresponde à realidade, onde é possível haver um aumento ou diminuição geral da temperatura em  $t + \Delta t$ , extrapolando os valores observados em  $t$ . Em um ambiente

Original				Estimada			Erro		
Externa	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor1	Sensor 2	Sensor 3
20,6	20,9	21,4	18,9						
23,2	23,9	24,0	23,1	21,0906	20,9272	19,9939	-2,8094	-3,1061	-3,1061
21,6	19,8	20,9	20,1						
25,0	23,1	23,7	23,6	20,7792	20,5949	20,9437	-2,3208	-3,1051	-2,6563
18,0	19,5	19,9	19,4						
17,4	20,9	20,3	19,4	19,0541	19,7379	18,9992	-1,8459	-0,5954	-0,4008
17,4	20,9	20,3	19,4						
17,2	21,7	20,6	19,4	19,7444	20,2717	18,9218	-1,9556	-0,3616	-0,4782
17,2	21,7	20,6	19,4						
16,4	22,1	20,7	19,3	20,1191	20,6004	18,8578	-1,9809	-0,1329	-0,4422

Tabela 6.1: Temperaturas originais obtidas pelos sensores, resultados das temperaturas estimadas pelo modelo unidimensional preliminar e seus respectivos erros. As linhas duplas das temperaturas originais apresentam as temperaturas iniciais e finais de cada hora estudada.

real, quando os exaustores são acionados, tipicamente temos uma perda de calor, em função do uso do painel evaporativo, resultando em uma queda da temperatura. Além disso, os frangos liberam calor continuamente, causando aumento da temperatura interna do aviário. Em face dessas observações, o modelo foi aprimorado com a adição de uma função de controle, conforme apresentado na próxima seção.

## 6.2 Modelo 2

Nesse modelo utilizamos um problema de difusão baseado no modelo preliminar, com uma mudança na equação (6.1.2). Assumimos que os dispositivos de controle têm a propriedade de aumentar ou diminuir a temperatura interna  $f$  graus Celsius por unidade de tempo, onde  $f = f(x, t)$  é uma função que depende das decisões de controle:

$$\frac{\partial U}{\partial t}(x, t) = c_w \frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(x, t) \text{ se } x \in [-w, 0], \quad (6.2.1)$$

$$\frac{\partial U}{\partial t}(x, t) = c_a \frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(x, t) + f(x, t) \text{ se } x \in [0, L], \quad (6.2.2)$$

$$\frac{\partial U}{\partial t}(x, t) = c_w \frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(x, t) \text{ se } x \in [L, L + w], \quad (6.2.3)$$

$$U(x, 0) \text{ dado para todo } x \in [-w, L + w], \quad (6.2.4)$$

$$U(-w, t) = U(L + w, t) \text{ dado para todo } t \geq 0, \quad (6.2.5)$$

$$\frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(0, t) = \frac{\partial^2 U}{\partial x^2}(L, t) = 0 \text{ para todo } t \geq 0. \quad (6.2.6)$$

Externa	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3
20,6	20,8926	21,2035	19,2264
20,8	20,8927	21,2032	19,2272
21,1	20,8898	21,1219	19,3906
21,3	20,8929	21,1214	19,3947
21,5	20,8974	21,0607	19,5233
21,8	20,9098	21,0601	19,5371
22,0	20,9256	21,0098	19,6559
22,3	20,9491	21,0094	19,6807
22,5	20,9760	20,9658	19,7972
22,7	21,0099	20,9656	19,8323
22,9	21,0470	20,9271	19,9491
23,2	21,0906	20,9272	19,9939

Tabela 6.2: Valores das temperaturas estimadas pelo modelo com intervalos de 5 minutos.

Neste novo modelo temos que a temperatura  $U(x, t)$  no interior do aviário diminui se o controle  $f(x, t)$  é menor que zero, caso contrário ela aumenta .

Assumimos que a função de controle depende dos dispositivos de controle. Além disso, assumimos que os dispositivos de controle possuem um número finito de estados possíveis  $d_0, d_1, \dots, d_N$ . Por exemplo,  $d_j$  pode indicar que o número de exaustores ligados é  $j$ , se assumirmos que exaustores são os únicos dispositivos de controle em análise no aviário.

Para cada disponibilidade de estado dos controles  $d_j$  temos a função  $f_{d_j}(x, t)$  associada. Por exemplo, se definimos

$$f_{d_j}(x, t) = \alpha - j\beta,$$

assumimos que, na ausência de exaustores ligados, a temperatura interna aumenta  $\alpha$  graus Celsius por unidade de tempo, mas ao ativar cada um destes exaustores, a temperatura diminui  $\beta$  graus Celsius por unidade de tempo.

O algoritmo a seguir descreve a maneira como as decisões são tomadas. Este algoritmo roda em uma base contínua durante a vida dos frangos no aviário. Temos por objetivo atingir a temperatura ideal,  $T_{ideal}$ , que depende da idade dos frangos e do tipo de aviário e procura atingir o conforto térmico dos animais para maximizar a resposta biológica deles e, conseqüentemente, seu ganho de peso.

Assumimos que  $L, w, c_w, c_a$ , e as funções  $f_j$  são dadas para todos  $j = 0, 1, \dots, N$ . Para fixar ideias, assumamos que o tempo é mensurado em minutos e a execução do algoritmo começa quando o "relógio" real é  $t_0$ . Estabelecemos um "tempo de simulação" de  $t_f - t_0$  minutos.

### Algoritmo 6.2.1

#### Passo 1 Estabelecer condições iniciais e de contorno

Usando posições apropriadas para os sensores, interpolações, e previsão meteorológica do tempo, estabelecemos as condições iniciais para a temperatura no interior do aviário e nas paredes, assim como as condições de contorno que se referem à temperatura externa de  $t_0$  até  $t_f$ .

**Passo 2** *Escolher a opção de controle*

Escolher a "opção de controle"  $d_j \in \{d_0, \dots, d_N\}$ .

**Passo 3** *Resolver a Equação Diferencial Parcial*

Resolver o problema (6.2.1–6.2.6) de  $t = t_0$  até  $t = t_f$ , considerando que a função de origem  $f(x, t)$  foi determinada pela escolha de  $d_j$  no Passo 2.

**Passo 4** *Determinar a pontuação do controle*

Considerando os valores das temperaturas previstas  $U(x, t_f)$  para  $x \in [0, L]$ , calculados no Passo 3, calcular uma pontuação para a sequência de controles decidida no Passo 2.

Se esta pontuação ainda não for satisfatória, vá para o Passo 2 para simular o comportamento do sistema com novos controles. Senão, continue para o Passo 5.

**Passo 5** *Implementar o controle, guardar para a aprendizagem e parar*

Utilizar a implementação do controle  $d_j$  e guardar  $U(x, t_f)$ ,  $x \in [0, L]$ . Guardar a temperatura real no interior do aviário em  $T_f$ . Parar.

**6.2.1 Experimento 1 - Calibração**

O procedimento de calibração consiste em encontrar os parâmetros algorítmicos que produzam o melhor ajustamento das temperaturas calculadas pelo Algoritmo 6.2.1 com as temperaturas reais colhidas pelos sensores.

A calibração foi realizada tendo como base um conjunto de dados colhidos em um aviário no interior de São Paulo com 150 metros de comprimento. O objetivo foi estudar o erro do modelo ao estimar as temperaturas utilizando os parâmetros ótimos. A calibração dos parâmetros é feita com o uso de otimização sem derivadas. Nestes testes, foi empregado o BOBYQA. Os resultados encontram-se na Figura 6.2, que apresenta os gráficos correspondentes ao erro nas temperaturas estimadas em cada um dos sensores por instante de tempo estudado. Esse erro corresponde à diferença entre o valor calculado e o valor observado na realidade em cada sensor.

Os resultados obtidos foram satisfatórios. Utilizando os parâmetros ótimos, o maior erro encontrado foi em torno de  $0,5^\circ\text{C}$ , mostrando a consistência do modelo com a realidade.

**6.2.2 Experimento 2 - Teste de Consistência da Implementação**

Com o objetivo de verificar a consistência da implementação, realizamos um teste que simula a implementação do algoritmo em tempo real. Este teste foi feito com os dados de edificação de um aviário do interior de São Paulo, e as temperaturas externas foram obtidas em uma estação meteorológica. Como não obtivemos permissão de implementar o protótipo no aviário, as temperaturas no interior do aviário foram representadas por dados sintéticos propícios para um teste de validação de implementação.

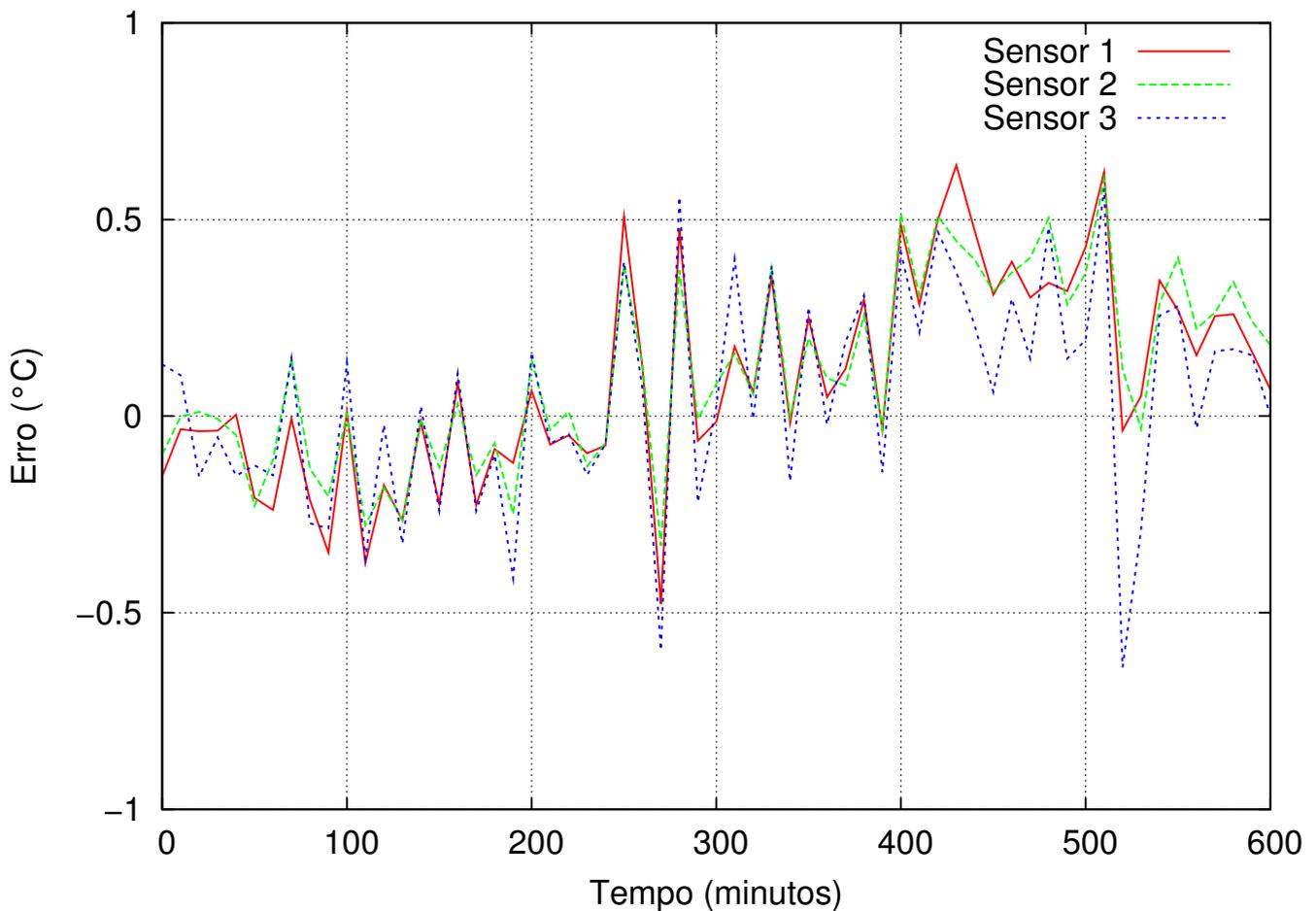


Figura 6.2: Erro das temperaturas estimadas em relação às temperaturas em cada um dos sensores por tempo.

Foi realizada uma simulação do uso em tempo real do modelo, executando o algoritmo de previsão de temperatura, ligando e desligando os exaustores de acordo com as decisões do algoritmo. O teste teve início às 9 horas da manhã do dia 11 de Junho de 2015, com término às 23h do mesmo dia. A calibração dos parâmetros foi acionada em todas as iterações do algoritmo, sendo assim os valores dos parâmetros foram atualizados a cada hora.

Os resultados obtidos encontram-se na Tabela 6.3 e na Figura 6.3:

Observa-se que o desempenho do algoritmo foi adequado, com decisões corretas em relação ao número de exaustores a serem ligados. Podemos observar no gráfico que os momentos onde a temperatura interna ficou mais elevada foram entre as 13 e 17 horas, sendo que nesse período o algoritmo decidiu por ligar todos os 8 exaustores disponíveis. Desta forma, o algoritmo trabalhou de maneira ótima dentro das limitações de construção do aviário, estando pronto para a próxima etapa de codificação, a adaptação da implementação para uma linguagem compilada, descrita na seção a seguir.

Hora	exaustores	Original				Estimada		
		Externa	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3
9	4	23,3	23,0	23,0	23,0	21,8769	21,8450	21,8769
10	4	24,8	23,0	23,4	22,8	22,0734	22,1872	21,9081
11	7	25,1	24,0	23,7	23,5	22,2318	21,7742	22,2103
12	6	25,0	23,0	23,0	23,0	22,2204	21,9689	22,2204
13	8	25,1	23,0	23,2	23,1	22,6159	22,4120	22,6202
14	8	26,0	23,5	23,6	23,7	23,1847	23,0464	23,1933
15	8	27,0	24,0	24,0	24,0	24,0643	23,8776	24,0643
16	8	25,0	24,0	24,0	24,0	23,3739	22,9572	23,3739
17	8	25,0	22,5	22,5	22,5	22,3045	22,2652	22,3045
18	1	23,0	22,0	22,0	22,0	21,7454	22,1951	21,7454
19	4	22,0	22,5	23,0	23,0	21,6696	22,4277	21,9164
20	4	19,0	22,0	22,0	23,0	21,3983	21,5478	22,3343
21	1	19,0	21,5	22,0	22,5	21,5816	22,1777	22,5175
22	2	18,0	22,0	22,0	22,0	21,9055	22,3052	21,9055
23	0	17,5	21,5	21,5	21,5	21,6540	21,8248	21,6540

Tabela 6.3: Resultados das temperaturas estimadas e do número de exaustores determinados pelo algoritmo 6.2.1.

## 6.3 Modelo 3

Como forma de evoluir a implementação e permitir o seu uso em ambientes reais, foi feita a transição do modelo para uma linguagem compilada. A linguagem escolhida foi Fortran.

Além disso, durante essa fase, adicionamos um mecanismo que se mostrou de grande importância na qualidade do controle dos exaustores, ao evitar o ligar e desligar desnecessário de exaustores, economizando energia e reduzindo o estresse dos frangos, que são sensíveis a mudanças na velocidade de vento. Esse mecanismo adicional, o qual chamamos de "estimativa térmica de longo prazo", utiliza uma previsão de mais longo prazo na temperatura e utiliza a técnica de horizonte rolante, em que somente a programação para períodos imediatos é implementada.

### 6.3.1 Estimativa Térmica de Longo Prazo

A maioria das decisões dos seres humanos é tomada de acordo com resultados de previsões. Normalmente, essas decisões não são consequências de um conhecimento determinístico do futuro, mas do resultado de modelos para possíveis trajetórias.

A precisão dos modelos que são usados para tomar nossas decisões são limitadas por diversos fatores. Por exemplo, nosso conhecimento incompleto de leis que governam o fenômeno em questão, nossa falta de conhecimento dos parâmetros intrínsecos na lei (mesmo nos casos em que as leis físicas estão bem estabelecidas), bem como a urgência para tomar as decisões, podem desencorajar o uso de abordagens complexas.

Na presença das dificuldades que nos impedem de usar modelos complexos, confiáveis e "completos", temos que confiar em simplificações com parâmetros ajustáveis que podem ser atualizados na medida em que novos dados sobre o sistema em consideração estão disponíveis. Além disso, a fim de evitar decisões ambiciosas apenas baseadas no estado atual do sistema,

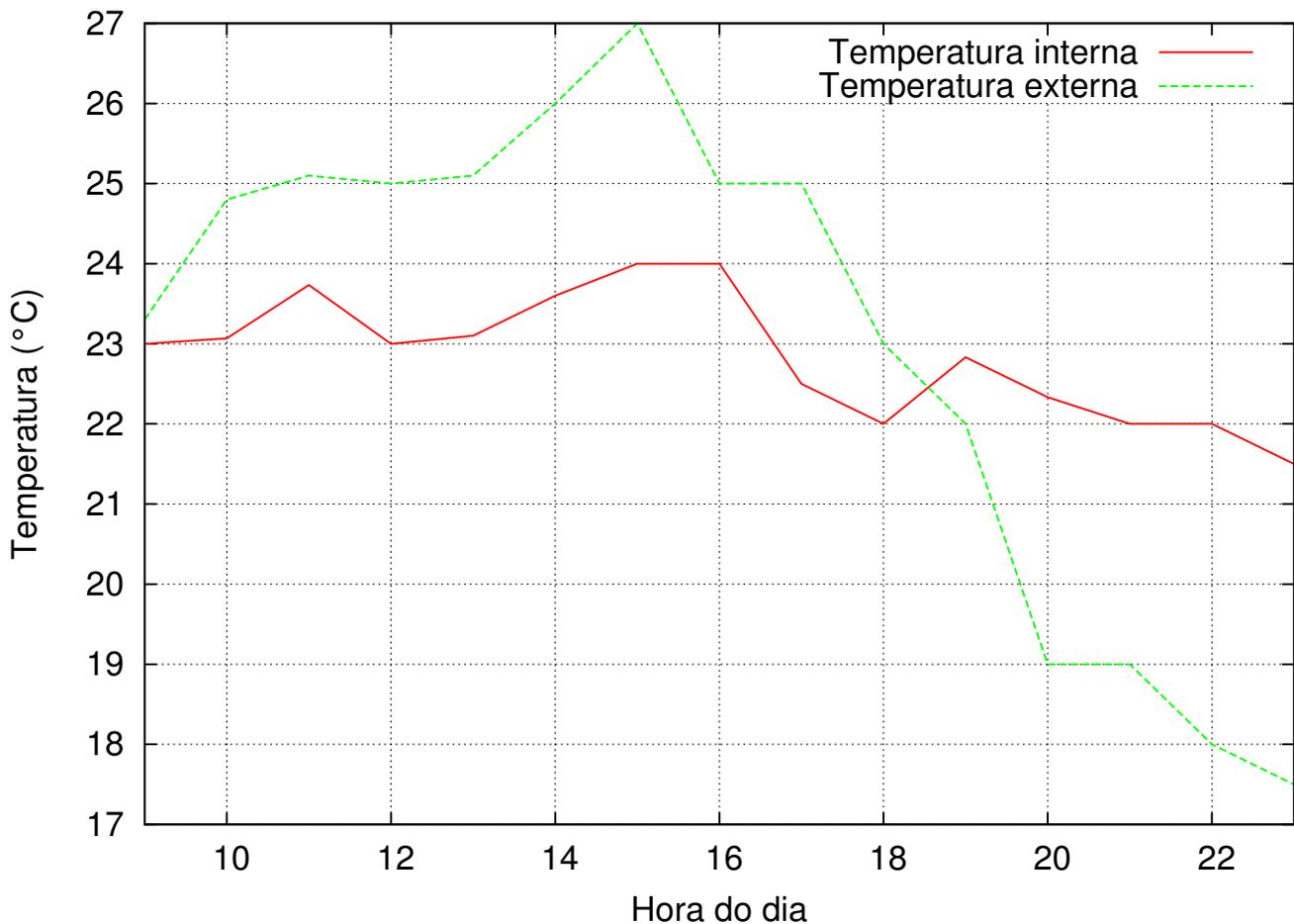


Figura 6.3: Temperatura externa real e média das temperaturas internas estimadas nas posições dos 3 sensores por hora

o sistema de controle deve ser capaz de simular a trajetória ao longo de vários períodos de tempo, proporcionando uma sequência de controles plausíveis. No entanto, apenas o primeiro destes controles deve ser implementado, já que novas observações depois do primeiro período permitem melhorar o modelo. Finalmente, o tempo de execução para rodar o modelo um número suficiente de tempo a fim de se obter os melhores controles deve ser negligenciável quando comparado com o tempo de duração de um período.

O algoritmo a seguir descreve a maneira como as decisões são tomadas. Novamente assumimos que  $L, w, c_w, c_a$ , e as funções  $f_{d_j}$  são dadas para todos  $j = 0, 1, \dots, N$  e temos por objetivo atingir a temperatura ideal,  $T_{ideal}$ . Neste algoritmo estabelecemos um "tempo de simulação" de  $t_f - t_0$  minutos (tipicamente uma hora) e um número de "intervalos de simulação"  $n$  (tipicamente,  $n = 10$ ). Definimos  $\delta = (t_f - t_0)/n$ .

**Algoritmo 6.3.1****Passo 1** *Estabelecer condições iniciais e de contorno*

Usando posições apropriadas para os sensores, interpolações, e previsão meteorológica do tempo, estabelecemos as condições iniciais para a temperatura no interior do aviário e nas paredes assim como as condições de contorno que se referem a temperatura externa de  $t_0$  até  $t_f$ .

**Passo 2** *Escolher as opções de controles*

Escolher "opções de controles"  $d_{i_1}, \dots, d_{i_n}$ , onde  $d_{i_k} \in \{d_0, \dots, d_N\}$  para todo  $k = 1, \dots, n$ .

**Passo 3** *Resolver a EDP*

Resolver o problema (6.2.1–6.2.6) de  $t = t_0$  até  $t = t_f$ , considerando que a função de origem  $f(x, t)$  foi determinada pela escolha de  $d_{i_1}, \dots, d_{i_n}$  no Passo 2. Ou seja, no processo de solução (6.2.1–6.2.6) assumimos que, para todo  $k = 1, \dots, n$ , se  $t \in [t_0 + (k - 1)\delta, t_0 + k\delta]$  a função  $f(x, t)$  é aquela que corresponde ao estado de controle  $d_{i_k}$ .

**Passo 4** *Determinar a pontuação da sequência dos controles  $\{d_{i_1}, \dots, d_{i_n}\}$* 

Considerando os valores das temperaturas previstas  $T(x, t_0 + k\delta)$  para  $x \in [0, L]$  e  $k = 1, \dots, n$ , calculados no Passo 3, calcular uma pontuação para a sequência de controles decidida no Passo 2.

Se esta pontuação ainda não for satisfatória, vá para o Passo 2 para simular o comportamento do sistema com novos controles. Senão, continue para o Passo 5.

**Passo 5** *Implementar o controle, guardar para a aprendizagem e parar*

Continuar a implementação do controle  $d_{i_1}$  e guardar  $T(x, t_0 + \delta), x \in [0, L]$ . Após  $\delta$  unidades de tempo real, também guardar a temperatura real no interior do aviário. Parar.

Note que o algoritmo utiliza a técnica de horizonte rolante, isto é, decide a melhor sequência de controle durante o intervalo de tempo real  $[t_0, t_f]$ , mas apenas impõe a implementação do controle calculada para o (primeiro) intervalo  $[t_0, t_0 + \delta]$ . Por um lado, considerando todo o intervalo  $[t_0, t_f]$  para tomar a decisão em vez de usar apenas  $[t_0, t_0 + \delta]$  nos previne tomar uma decisão ambiciosa baseada apenas no estado inicial do aviário, o que poderia levar a superaquecimento ou resfriamento exagerado. Por outro lado, apenas o controle decidido por  $[t_0, t_0 + \delta]$  merece ser implementado na prática, já que permanentemente estão sendo disponibilizados novos dados para o sistema, o que nos permite repetir as simulações com um conhecimento melhor do ambiente real.

Depois de parar o algoritmo, o controle  $d_{i_1}$  é implementado e "esperamos"  $\delta$  unidades de tempo real antes de atualizarmos  $t_0$  e  $t_f$  e executarmos o algoritmo novamente. Isso significa que  $\delta$  é o número de unidades de tempo em que o aviário está sujeito ao controle  $d_{i_1}$  antes de nova otimização de controle.

### 6.3.2 Otimização e Aprendizado

Otimização aparece duas vezes no contexto da implementação do Algoritmo 6.3.1. A escolha ideal dos controles  $d_{i_1}, \dots, d_{i_n}$  que maximiza a pontuação é feita através de um procedimento de otimização cujas características dependem do tipo de dispositivos de controle disponíveis no aviário. Por exemplo, se todos os dispositivos são exaustores e o número deles é  $N$ , os controles  $d_{i_k}$  podem ter valores discretos  $\{0, 1, \dots, N\}$ , correspondentes ao número de exaustores ligados em cada  $\delta$ -intervalo. Portanto, os controles ideais são escolhidos a partir de um conjunto que contém  $(N + 1)^n$  elementos. Para casos como este, adotamos a busca coordenada [22] como algoritmo padrão para obter um ótimo local. A pontuação a ser maximizada leva em conta as temperaturas previstas no tempo  $t_0 + \delta, \dots, t_0 + n\delta$ . Se  $T_{ideal}$  é a temperatura ideal que desejamos para o aviário, a pontuação considera quão próxima das temperaturas internas estão de  $T_{ideal}$  ao longo dos instantes  $t_0 + k\delta$ . Estas aproximações são ponderadas de forma decrescente com respeito a  $k$ . Tipicamente, procedemos maximizando a pontuação dada por:

$$- \sum_{k=1}^n (n + 1 - k) |\bar{T}_k - T_{ideal}|, \quad (6.3.1)$$

onde  $\bar{T}_k$  é uma média das temperaturas previstas com os sensores localizados em  $[0, L]$  no tempo  $t_0 + k\delta$ .

**Definição 6.3.1.** Um programa aprende com a experiência E em relação a alguma classe de tarefas T e medida de desempenho P, se o seu desempenho em tarefas de T, medido por P, melhora com a experiência E [49].

O segundo momento no qual a otimização aparece é no processo de aprendizagem automática, por meio do qual o modelo EDP aumenta sua capacidade para prever o real comportamento do sistema. Note que no Passo 5 do algoritmo a temperatura prevista em  $t_0 + \delta$  é salva e já que o algoritmo normalmente roda mais rápido que  $\delta$  unidades de tempo, salvamos, depois, a temperatura real em  $t_0 + \delta$ . Portanto a temperatura real pode ser comparada novamente com a temperatura prevista a cada  $\delta$  unidade de tempo. Claramente desejamos que estes dois vetores de temperatura sejam o mais próximo possível. Com esta proposta podemos modificar os coeficientes de difusão  $c_w$  e  $c_a$ , e a dependência de  $f$  com respeito a  $d$  de maneira que a diferença entre as temperaturas previstas e reais sejam reduzidas. Para esta redução também utilizamos um procedimento de otimização.

Conforme o algoritmo roda em um aviário real, estes dados se acumulam tornando possível melhoramentos sucessivos do modelo, o que, por sua vez, deve aumentar a eficiência das decisões de controle. Em outras palavras, o modelo *aprende* como tornar-se mais e mais preciso durante a execução do algoritmo.

### 6.3.3 Características da Implementação

#### Resolvendo a EDP

Para resolver a EDP (6.2.1–6.2.6) utilizamos um esquema de diferença simples e totalmente implícito, o qual nos permite usar grandes valores de tempo de discretização, preservando a estabilidade [43]. A condição inicial é obtida através de medições feitas em vários sensores (tipicamente três) bem distribuídos no aviário seguida de interpolação para obter a temperatura inicial em  $[0, L]$ . A temperatura inicial nas paredes é obtida interpolando a temperatura externa

e a temperatura interna nos extremos de  $[0, L]$ . A condição de contorno é dada pela temperatura externa, a qual obtemos a partir da previsão oficial em uma estação meteorológica.

Como mencionado acima, a EDP deve ser resolvida para cada uma das opções de controles escolhidas  $d_{i_1}, \dots, d_{i_n}$ . Depois da solução de cada EDP para controles diferentes, uma pontuação dada por (6.3.1) é atribuída a opção  $d_{i_1}, \dots, d_{i_n}$ . Sucessivas opções, comandadas pelo esquema de busca coordenada levam ao cálculo do controle efetivamente ativado  $d_{i_1}$ .

### Algoritmo de Aprendizado

Assim que o controle  $d_{i_1}$ , resultado da otimização dos controles no Passo 4, é ativado, após  $\delta$  unidades de tempo temos as medidas reais da temperatura no aviário. Isto nos permite comparar a temperatura medida nos sensores com a temperatura estimada pelo modelo de EDP. Naturalmente, desejamos que a temperatura obtida nos sensores seja o mais próximo possível da temperatura estimada, pois isso significa que estamos usando o modelo correto. Infelizmente, este não é o caso, especialmente nas primeiras etapas da implementação efetiva do sistema no aviário. O Algoritmo de Aprendizado modifica os parâmetros do modelo  $c_w, c_a$  e a dependência de  $u$  com respeito a  $d_i$ , de forma que a temperatura prevista em  $t_0 + \delta$  coincida o máximo possível com a temperatura real obtida pelos sensores. Além disso, não podemos admitir mudanças bruscas nos parâmetros já utilizados, que, especialmente após algumas horas de execução no ambiente real, já foram ajustados. Por esta razão, nosso algoritmo de aprendizagem consiste de tentativas de variações aleatórias locais (até no máximo 10%) em torno dos parâmetros já utilizados.

### Calibração

Calibração é um procedimento opcional que pode ser executado a qualquer momento durante a operação do algoritmo. Suponha que os dados das temperaturas internas e externas são coletados durante um período comparativamente longo (digamos 24 horas) em conjunto com os controles que são implementados ao longo de todo esse período. No procedimento de calibração tentamos encontrar os parâmetros algorítmicos que produzem o melhor ajustamento das temperaturas calculadas pelo Algoritmo 6.3.1 com as temperaturas reais colhidas até o momento.

### Ambiente Computacional

A instalação do sistema requer um computador, onde os cálculos serão realizados, conectado aos sensores que fornecem as temperaturas internas e externas ao aviário e com acesso à previsão meteorológica do tempo. Para a codificação do algoritmo usamos Fortran 90. Utilizamos um computador com processador 3.5 GHz Intel Core i7 e 16GB 1600 MHz DDR3 RAM de memória, rodando OS X Yosemite (versão 10.10.4). Os códigos foram compilados pelo compilador GFortran Fortran de GCC (versão 4.9.2), com a diretiva de otimização habilitada.

### Parâmetros do Algoritmo

Para cada opção de controle  $d_j$ ,  $j = 0, 1, \dots, N$ , uma EDP é resolvida. A opção de controle afeta a EDP por meio da definição da função de origem  $f(x, t)$ . Estritamente falando, temos que  $f(x, t) = f_{d_j}(x, t)$ , uma notação bastante complicada que salienta a dependência  $d_j \leftarrow f$ . Não há limite para a complexidade desta dependência. Em nossos experimentos os dispositivos

de controle são exaustores e o estado de controle  $d_j$  significa que  $j$  exaustores estão ligados. Descobrimos que resultados aceitáveis são obtidos definindo:

$$f_{d_j}(x) = \alpha - j\beta.$$

Os parâmetros algorítmicos  $\alpha$  e  $\beta$  foram inicializados tomando  $\alpha = 0.02$  e  $\beta = 0.01$  e são atualizados ao longo do processo de aprendizagem, a fim de melhor ajustar o modelo aos novos dados.

Os outros principais parâmetros algorítmicos são  $c_a$ , o coeficiente de difusão no aviário,  $c_w$ , o coeficiente de difusão na parede. Neste caso nós iniciamos com  $c_a = 1$  e  $c_w = 0.5$ . Assim como no caso de  $\alpha$  e  $\beta$ , estes parâmetros são modificados pelo algoritmo de aprendizagem durante a operação do sistema.

### 6.3.4 Resultados e Discussão

Realizamos diversos experimentos escolhendo diferentes valores de  $\delta$  e  $t_f - t_0$ . Tipicamente,  $\delta = 6$  (minutos) e  $t_f - t_0 = 60$  (minutos). Isto significa que o algoritmo escolhe o controle presente, que opera os seguintes  $\delta$  minutos, visando maximizar a pontuação nos seguintes  $10\delta$  minutos, (uma hora). Este esquema é viável se o tempo de execução do algoritmo é negligenciável em comparação ao tempo real  $\delta$ . A princípio, não é necessário incluir o esquema de atualização (aprendizagem) neste tempo do processamento, pois a fase de aprendizado pode rodar em paralelo em outro processador ou computador. No entanto, para simplificar, decidimos pela implementação serial incluindo o procedimento de aprendizagem em todos os momentos do algoritmo nos quais decide-se uma opção de controle. Tendo em vista aviários típicos onde nosso algoritmo será implementado, nos quais os controles são definidos por 9 exaustores, o tempo de processamento para tomar a decisão é menor que 1,5 milissegundos. Claro que isso é bastante acessível e continuará sendo acessível mesmo que o número de controles aumente substancialmente. Por exemplo, em situações bastante artificiais em que o número de controles é 90, o tempo de processamento é de 2,4 milissegundos e em uma situação ainda mais artificial com 900 controles o tempo de processamento é de 14 milissegundos.

Note que este tempo de processamento envolve muitas soluções de EDP em  $[t_0, t_f]$  para otimizar o controle e muitas soluções de EDP em  $[t_0, t_0 + \delta]$  no processo de aprendizagem.

Nas experiências relatadas a seguir foram considerados dias típicos de verão e inverno. As variações de temperaturas internas foram simuladas utilizando dados obtidos em aviários do interior de São Paulo.

#### Experimento 1

Neste experimento utilizamos a temperatura de dois dias típicos de inverno nas proximidades da cidade de São Paulo, Brasil. A temperatura externa máxima é  $32,0^\circ\text{C}$  próximo de 14h00 e a mínima  $13,2^\circ\text{C}$ , em torno de 6h00. Assumimos que a temperatura média inicial no aviário é  $22,2^\circ\text{C}$ . Comparamos o desempenho de dois algoritmos tentando manter a temperatura interna o mais próximo possível de  $22,0^\circ\text{C}$ : Algoritmo 6.3.1, descrito neste capítulo, e o algoritmo comercial padrão, um mecanismo simples que liga ou desliga automaticamente os exaustores se os sensores detectam que a temperatura interna não está próxima o suficiente da temperatura ideal. Os resultados são apresentados na Figura 6.4.

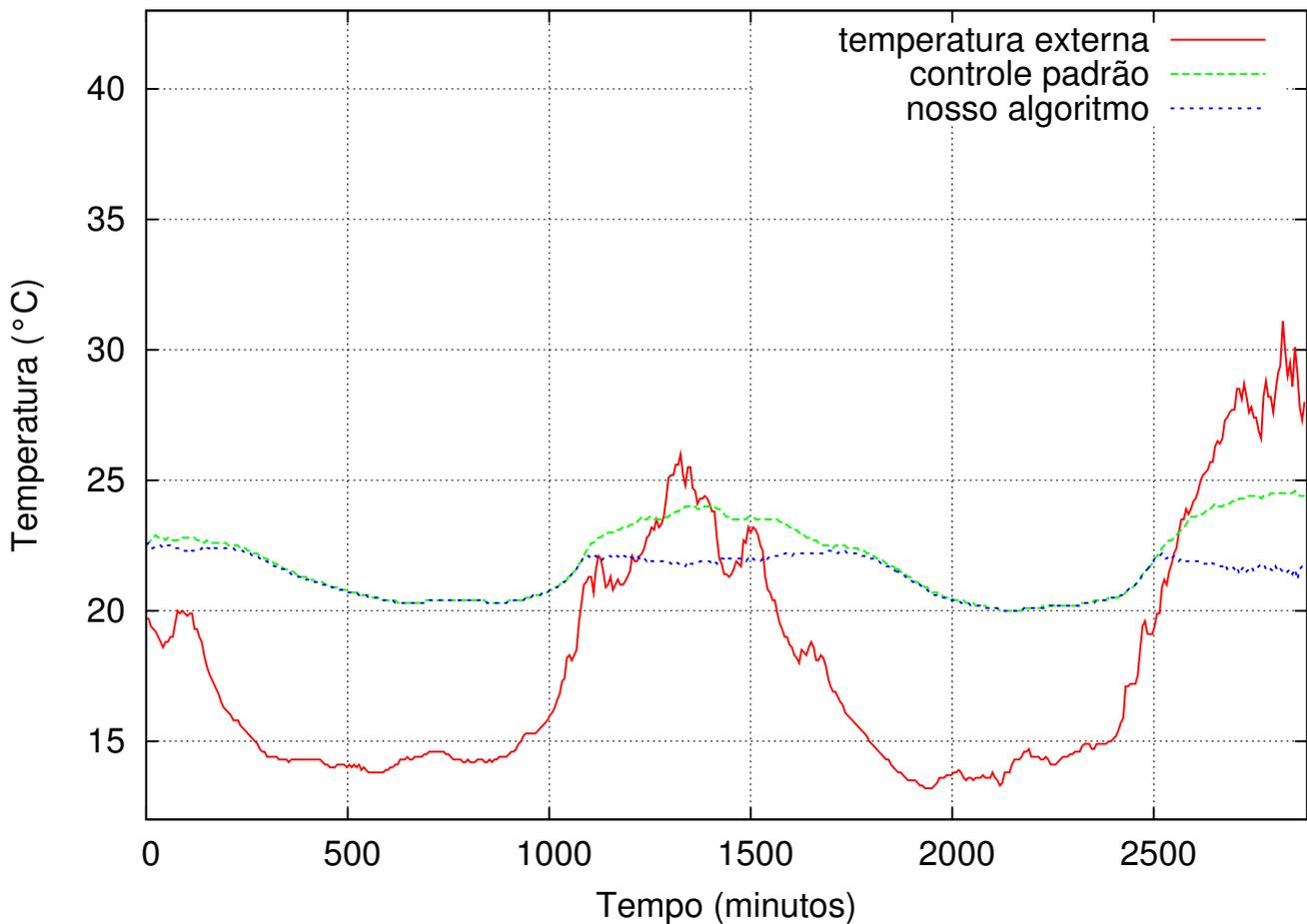


Figura 6.4: Temperaturas de dois dias típicos de inverno nas proximidades da cidade de São Paulo, Brazil.

Durante a noite, quando a temperatura externa é abaixo de  $22^{\circ}\text{C}$ , ambos os algoritmos mantêm as temperaturas internas semelhantes. Nesta situação, os exaustores são tipicamente mantidos desligados, de modo que o algoritmo é virtualmente inativo. No entanto, durante o dia, quando as temperaturas sobem, o nosso algoritmo mostra um desempenho melhor, mantendo a temperatura interna sempre abaixo de  $22,4^{\circ}\text{C}$ , enquanto o algoritmo padrão atinge  $24,5^{\circ}\text{C}$ . Veja Figura 6.4.

## Experimento 2

Neste experimento simulamos dois dias típicos de verão na mesma região que o experimento anterior. A temperatura externa máxima é  $37,8^{\circ}\text{C}$  às 13h30min e a mínima é  $24,0^{\circ}\text{C}$  entre 0h00 e 6h00. Assumimos que a temperatura média inicial no aviário, às 15h00, é  $22,0^{\circ}\text{C}$ .

Os resultados são apresentados na Figura 6.5.

Neste experimento, a diferença entre a performance dos dois algoritmos é mais explícita. Mesmo durante a noite, devido à temperatura mais elevada quando comparada à temperatura do experimento anterior, nosso algoritmo mostra um desempenho muito superior em manter a

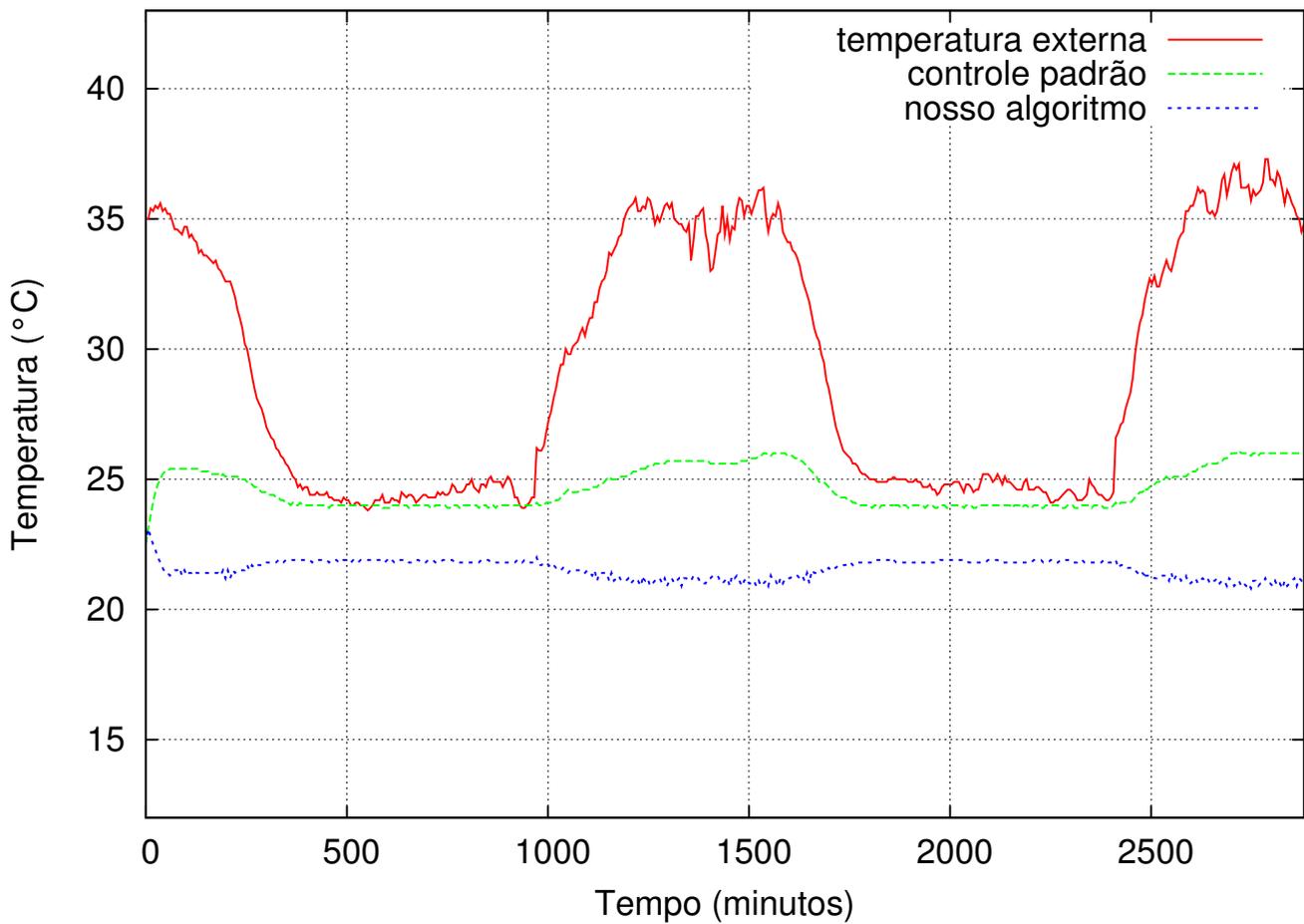


Figura 6.5: Temperaturas de dois dias típicos de verão na proximidade de São Paulo, Brazil.

temperatura do aviário próximo de  $22^{\circ}\text{C}$ . Durante o dia, enquanto o nosso algoritmo mantém a temperatura interna abaixo de  $22,4^{\circ}\text{C}$ , o algoritmo padrão permite que a temperatura interna atinja  $26,0^{\circ}\text{C}$ .

A principal razão para esses comportamentos muito diferentes é que o nosso modelo prevê a temperatura interna de uma maneira razoavelmente precisa e toma decisões de acordo com as previsões enquanto que o modelo padrão toma decisões baseadas apenas nas medições presentes.

### Experimento 3

Nesse experimento simulamos um total de 24 dias, usando temperaturas externas reais da mesma região que os dois experimentos anteriores, coletadas durante o inverno. A temperatura externa máxima para este experimento é  $35,6^{\circ}\text{C}$  e a mínima é  $12,2^{\circ}\text{C}$ . Assumimos que a temperatura média inicial no aviário às 15h00 era  $22,5^{\circ}\text{C}$ .

Os resultados são apresentados na Figura 6.6.

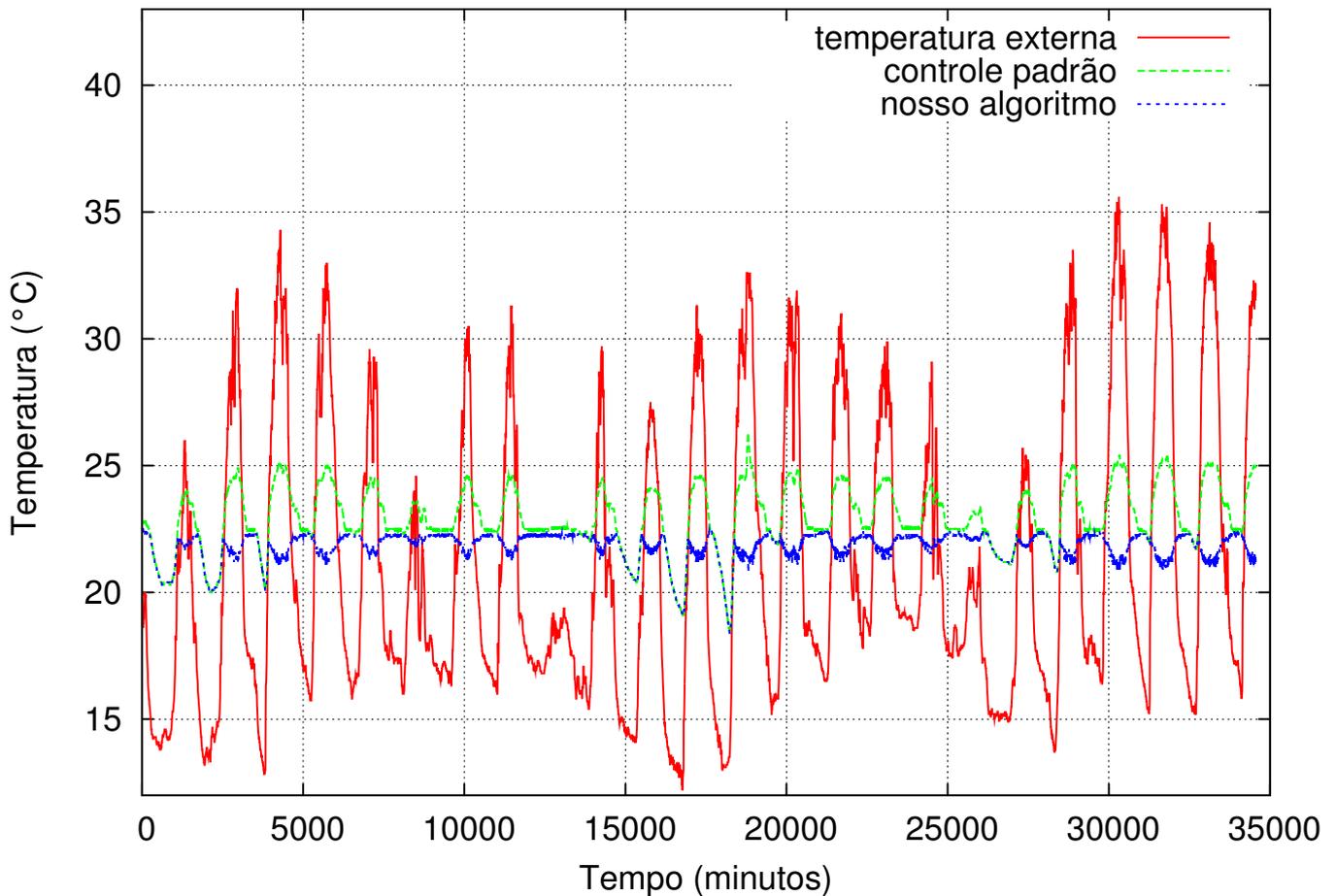


Figura 6.6: Temperaturas de 24 dias na proximidade de São Paulo, Brazil.

Novamente os resultados mostram as vantagens da nossa abordagem, se comparado com o mecanismo de controle padrão. Consistentemente nosso algoritmo mantém a temperatura mais perto de  $22^{\circ}\text{C}$  durante o dia, enquanto o mecanismo de controle padrão, especialmente em dias mais quentes, permite que a temperatura interna atinja  $25,0^{\circ}\text{C}$  ou até mais.

**Experimento 4 - Estimativa térmica de longo prazo**

Nesse experimento simulamos um total de 9 dias, usando temperaturas externas reais da mesma região que os dois experimentos anteriores. O objetivo deste experimento foi avaliar o impacto da estimativa térmica de longo prazo. Nos testes originais descritos na presente seção, o tempo de simulação, ou seja, a estimativa térmica de longo prazo era de 60 minutos, divididos em 10 subintervalos de 6 minutos cada. Assim, eram feitas estimativas a cada 6 minutos, escolhendo quantos exaustores deveriam estar ligados a cada sub-intervalo. Nos testes descritos a seguir, foram utilizados intervalos totais de 60, 30 e 15 minutos, com sub-intervalos sempre de 5 minutos.

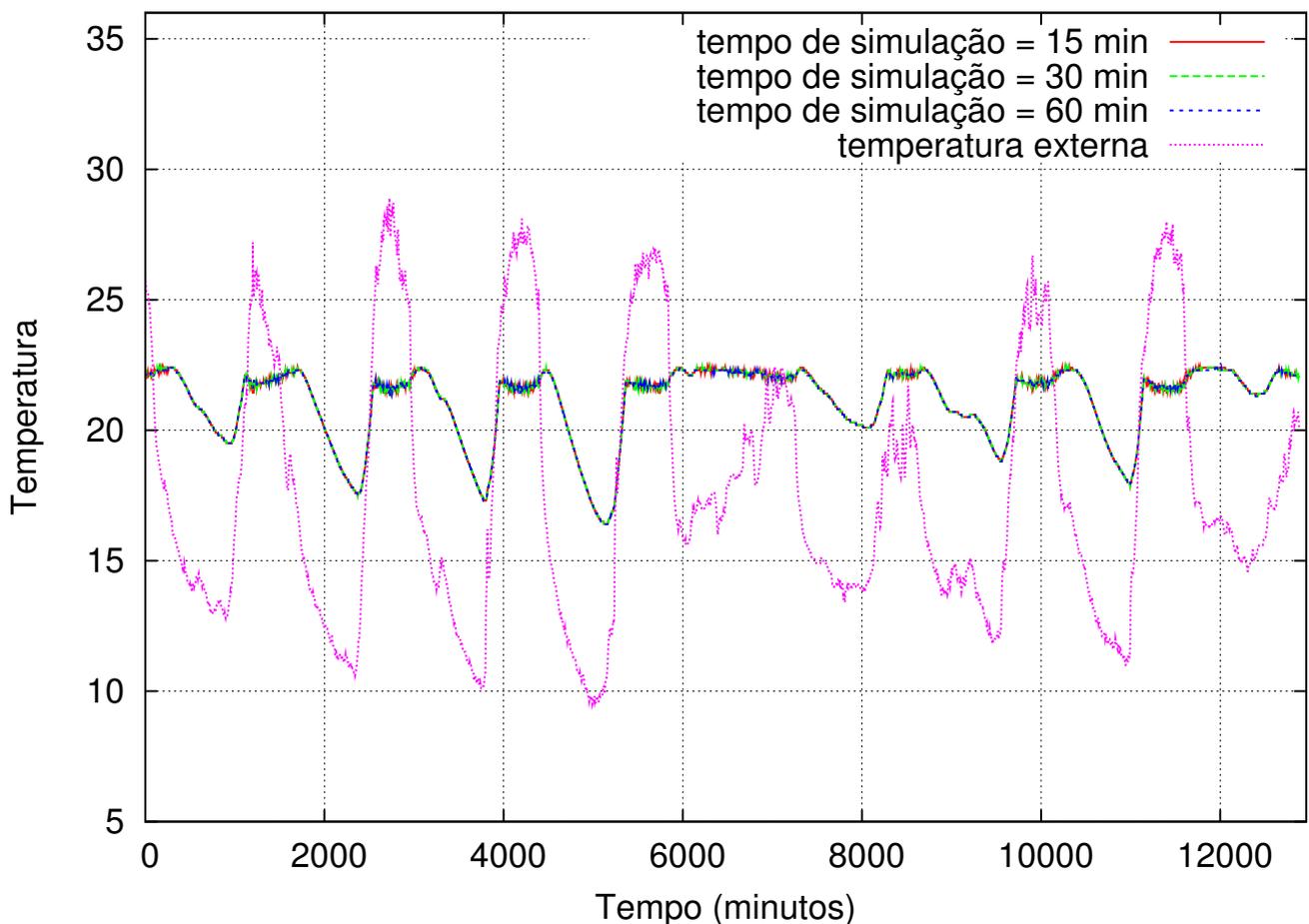


Figura 6.7: Temperaturas Estimadas por tempo de acordo com a estimativa térmica de longo prazo.

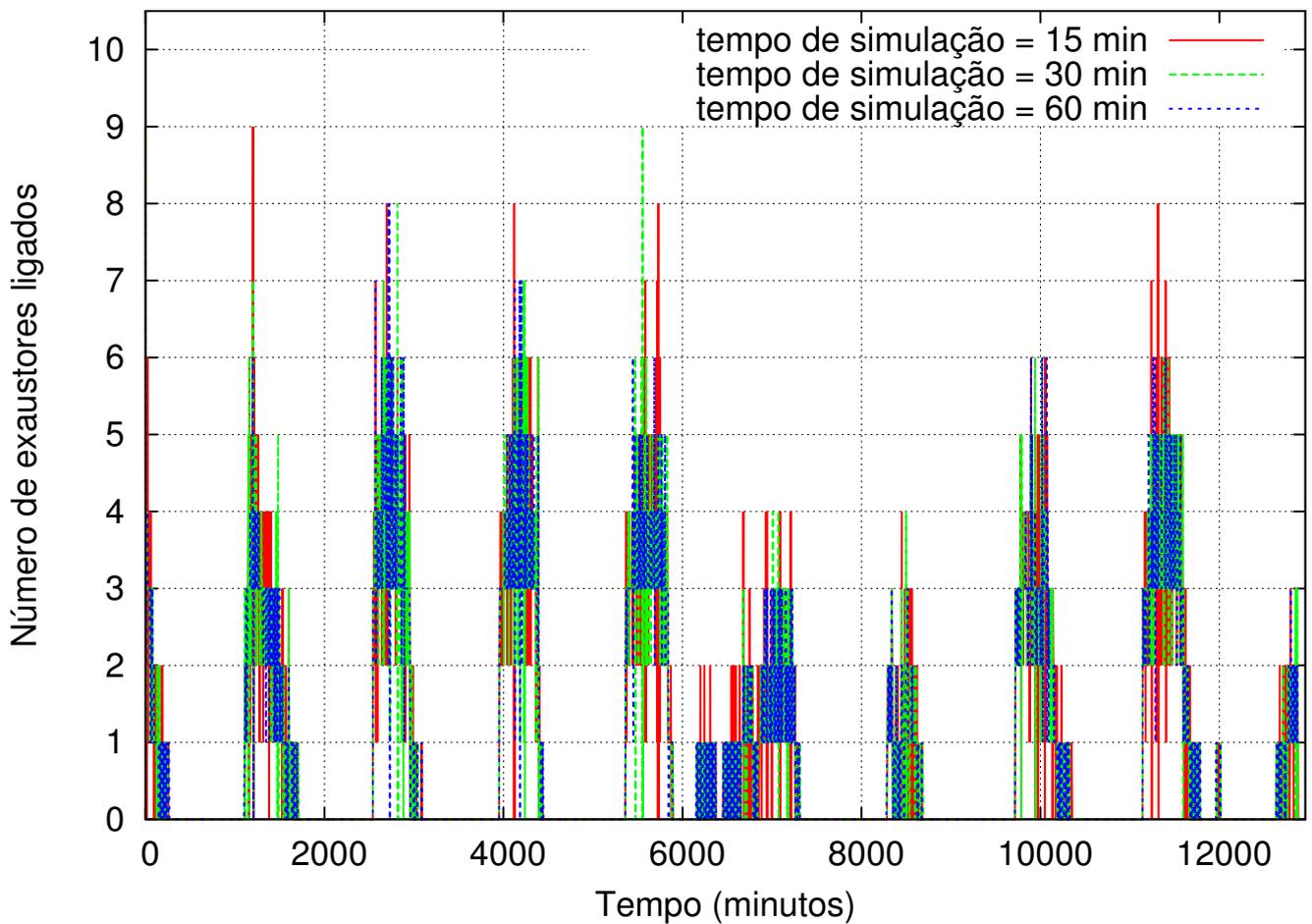


Figura 6.8: Número de exaustores ligados por tempo de acordo com a estimativa térmica de longo prazo.

O gráfico da Figura 6.7 mostra que aumentar o intervalo de tempo futuro utilizado na estimativa térmica não traz diferença significativa na temperatura interna do aviário. Independente do valor utilizado, a temperatura se manteve dentro de um intervalo adequado, próximo à temperatura alvo de  $22^{\circ}\text{C}$ . Porém, observa-se que a temperatura no caso da utilização de um intervalo grande de predição fica mais estável. O motivo dessa menor oscilação fica aparente no gráfico da Figura 6.8. Um intervalo futuro maior faz com que o número de exaustores ligados se mantenha mais constante, o que é positivo tanto pela questão econômica, pois reduz o gasto de energia e o desgaste dos equipamentos, quanto no que se refere ao bem-estar animal, já que variações na ventilação podem levar a um aumento no estresse das aves.



# Capítulo 7

## Considerações Finais

O objetivo desta tese foi o desenvolvimento e análise de algoritmos viáveis para otimizar a temperatura interna de aviários com base em modelos de predição de temperatura. Isso permite um processo de decisão mais avançado, pois adapta as ações de ligar e desligar os exaustores ao estado futuro do sistema, em vez apenas de reagir às alterações de temperaturas já consolidadas, como é feito atualmente.

Através de simulações, identificamos requisitos mínimos para a modelagem, que deve considerar o impacto que a ativação de cada exaustor extra tem na temperatura interna, bem como considerar os frangos como fonte relevante de calor. Observamos que um modelo de temperatura unidimensional é suficiente para obter um bom desempenho de predição, o que representa uma simplificação importante frente ao modelo bidimensional inicialmente considerado.

As simulações também mostraram um bom desempenho do modelo de predição e dos algoritmos implementados no sentido de manter a temperatura interna do aviário dentro dos limites estabelecidos. Observou-se a manutenção de uma temperatura interna mais adequada se comparada ao modelo tradicional de decisão. Essa diferença fica mais evidente em períodos de maior temperatura externa, tipicamente ao meio-dia.

Foi apresentado um processo de aprendizado que adapta os parâmetros de calibração, correspondentes ao calor dos frangos, impacto do número de exaustores, e condutividade térmica das paredes, de modo que o modelo se adapta automaticamente ao aviário onde a implementação está sendo executada. Esse processo é de fundamental importância para o modelo, pois do contrário uma modelagem muito mais complexa seria necessária.

Enquanto as primeiras implementações foram realizadas em Matlab, o algoritmo final foi implementado em Fortran. Obteve-se um desempenho de execução condizente com as necessidades de tempo real características do problema, já que as decisões devem ser tomadas com base nas contínuas variações de temperatura observadas no aviário. O uso de uma linguagem compilada e compatível com sistemas Linux torna a implementação especialmente fácil de executar em sistemas embarcados de baixo custo.

Tanto a característica de desempenho de execução, quanto de adaptação automática do modelo conferem às ideias apresentadas na tese vantagens frente a uma abordagem de predição baseada em CFD (Dinâmica dos Fluidos Computacional). Utilizando CFD poderia-se alcançar um maior grau de fidelidade à realidade, mas um modelo completo do aviário teria que ser criado, o que representa um custo muito alto, e sua simulação não atenderia aos requisitos de tempo real considerando a execução em hardware acessível.

Paralelo ao estudo técnico realizado, o projeto de pesquisa realizou também uma imersão na

área da avicultura de corte. Esse processo foi necessário para adequar as soluções aos problemas reais, e para obtenção de dados para realizarmos as simulações. O foco deste trabalho foi trazer uma contribuição para a evolução da área avícola nacional, com resultados e implementações abertas. No entanto, ao contrário do que se esperava inicialmente, vivenciou-se uma grande resistência por parte das empresas integradoras, mesmo quando existia boa vontade dos proprietários dos aviários. Apesar das restrições impostas pelas integradoras, o objetivo foi alcançado e a área de matemática aplicada à avicultura mostrou-se fértil para avanço.

Esta tese se encaixa em uma gama mais ampla de pesquisas na área de avicultura, no âmbito do CEPID-CeMEAI. Temos como principal objetivo futuro estabelecer um vínculo mais forte com o setor produtivo, de modo que as ideias apresentadas venham de fato a ser usadas na prática, e evoluções nos modelos e algoritmos possam fazer diferença na avicultura.

# Referências

- [1] ABPA. *Relatório Anual 2014 da Associação Brasileira de Proteína Animal*. Acesso em: 04 dez. de 2014. URL: <http://abpa-br.com.br/setores/avicultura/publicacoes/relatorios-aneais>.
- [2] ABPA. *Relatório Anual 2015 da Associação Brasileira de Proteína Animal*. Acesso em: 14 jan. de 2016. URL: <http://abpa-br.com.br/setores/avicultura/publicacoes/relatorios-aneais>.
- [3] P. G. Abreu e V. M. N. Abreu. “Ventilação na Avicultura de Corte”. Em: *Concórdia: Embrapa Suínos e Aves* (2000), p. 50.
- [4] V. M. N. Abreu e P. G. Abreu. “Qualidade de carcaça e o manejo na produção”. Em: *Avicultura Industrial* 60.5 (2002).
- [5] A. Al Homidan, J.F. Robertson e A.M. Petchey. “Some factors affecting dust and ammonia production in broiler houses”. Em: *British Poultry Science* 37 (1996), p. S7.
- [6] J. D. Anderson e J. Wendt. *Computational fluid dynamics*. Vol. 206. Springer, 1995.
- [7] União Brasileira de Avicultura UBABEF. *A Indústria Avícola*. Acesso em: 08 jan. de 2016. URL: <http://www.brazilianchicken.com.br>.
- [8] T.M. Banhazi et al. “Identification of the risk factors for high airborne particle concentrations in broiler buildings using statistical modelling”. Em: *Biosystems Engineering* 101.1 (2008), pp. 100–110.
- [9] T. L. Bergman et al. *Fundamentals of Heat and Mass Transfer*. John Wiley & Sons, 2011.
- [10] B. Bjerg et al. “Modelling of ammonia emissions from naturally ventilated livestock buildings. Part 3: CFD modelling”. Em: *Biosystems Engineering* 116.3 (2013), pp. 259–275.
- [11] B. Bjerg et al. “SE—Structures and Environment: The Effects of Pen Partitions and Thermal Pig Simulators on Airflow in a Livestock Test Room”. Em: *Journal of Agricultural Engineering Research* 77.3 (2000), pp. 317–326.
- [12] BNDES. *AVICULTURA: relato setorial*. Acesso em: 08 jan. de 2016. 1995. URL: <http://www.bndes.gov.br/conhecimento/relato/rsfrango.pdf>.
- [13] INC. Cobb Vantress Brasil. *Manual de Manejo de Frangos de Corte*. Acesso em: 21-06-2014. 2008. URL: <http://wp.ufpel.edu.br/avicultura/files/2012/04/Cobb-Manual-Frango-Corte-BR.pdf>.
- [14] T.M. Brown-Brandl et al. “Physiological responses of tom turkeys to temperature and humidity change with age”. Em: *Journal of Thermal Biology* 22.1 (1997), pp. 43–52.

- [15] T.M.R. Carvalho. “Influência da Ventilação Mínima no Ambiente Térmico e Aéreo na Fase de Aquecimento para Frangos de Corte”. Tese de doutorado. FEAGRI-Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2010.
- [16] L.G. Cavalchini. “El Pavo: cría, incubación, patología”. Tese de doutorado. 1985.
- [17] P. S. Cella et al. “Planos de nutrição para frangos de corte no período de 1 a 49 dias de idade mantidos em condições de conforto térmico”. Em: *Revista Brasileira de Zootecnia* 30.2 (2001), pp. 425–432.
- [18] CeMEAI. Acesso em: 01/02/2016. URL: <http://www.cemeai.icmc.usp.br>.
- [19] S. C. Chapra e R. P. Canale. *Numerical methods for engineers*. McGraw-Hill Higher Education New York, 2010.
- [20] H.J. Chepete, E. Chimbombi e R. Tsheko. “Production performance and temperature-humidity index of Cobb 500 broilers reared in open-sided naturally ventilated houses in Botswana”. Em: *Livestock Environment VII: Proceedings of the Seventh International Symposium*. 2005, pp. 524–535.
- [21] T.D. Choi et al. “User’s Guide to IFFCO”. Em: *Center for Research in Scientific Computation, North Carolina State University* (2001).
- [22] A. R. Conn, K. Scheinberg e L. N. Vicente. *Introduction to derivative-free optimization*. Vol. 8. Siam, 2009.
- [23] M.A. Cooper e K.W. Washburn. “The relationships of body temperature to weight gain, feed consumption, and feed utilization in broilers under heat stress”. Em: *Poultry Science* 77.2 (1998), pp. 237–242.
- [24] Farm Animal Welfare Council. *The Five Freedoms*. Acesso em: 26 jun. de 2014. URL: <http://www.fawc.org.uk/freedoms.htm>.
- [25] M. C. Cunha. *Métodos Numéricos*. Editora da Unicamp, 2000.
- [26] F. A. Damasceno et al. “Computational Fluid Dynamics (CFD) and It’s Use for Analysis of Gas Distribution Inside Animal Production Facilities: A Literature Review”. Em: *Revista UDCA Actualidad & Divulgación Científica* 14.2 (2011), pp. 83–93.
- [27] T.G.M. Demmers et al. “Ammonia emissions from two mechanically ventilated UK livestock buildings”. Em: *Atmospheric environment* 33.2 (1999), pp. 217–227.
- [28] J. E. Dennis Jr e R.B. Schnabel. *Numerical methods for unconstrained optimization and nonlinear equations*. Vol. 16. Siam, 1996.
- [29] M. A. Diniz-Ehrhardt, V. L. R. Lopes e L. G. Pedroso. *Métodos sem derivadas para minimização irrestrita, Notas em Matemática Aplicada*. Vol. 49. SBMAC, 2010.
- [30] J.W. Ernst e H.F. Massey. “The effects of several factors on volatilization of ammonia formed from urea in the soil”. Em: *Soil Science Society of America Journal* 24.2 (1960), pp. 87–90.
- [31] L. Fang, G. Clausen e P.O. Fanger. “Impact of temperature and humidity on the perception of indoor air quality”. Em: *Indoor air* 8.2 (1998), pp. 80–90.
- [32] C. A. J. Fletcher e C. Fletcher. *Computational Techniques for Fluid Dynamics*. Springer-Verlag, Heidelberg, 1988.

- [33] Food e Agriculture Organization of the United Nations. Acesso em: 21/09/2015. URL: <http://www.fao.org/ag/againfo/programmes/en/lead/toolbox/Indust/IndPProd.htm>.
- [34] L. R. França. “A evolução da base técnica da avicultura de corte no Brasil: transformações, determinantes e impactos.” Tese de doutorado. Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2000.
- [35] A. B. Frota e S. R. Schiffer. *Manual de conforto térmico*. Studio Nobel, 2006.
- [36] C. F. Gerald e P. O. Wheatley. *Applied numerical analysis*. Addison-Wesley Publishing Company, 1999.
- [37] G. H. Golub e C. F. Van Loan. *Matrix computations*. Vol. 3. JHU Press, 2012.
- [38] E.G. Harry. “Air pollution in farm buildings and methods of control: a review”. Em: *Avian Pathology* 7.4 (1978), pp. 441–454.
- [39] C. T. Kelley. *Implicit filtering*. Vol. 23. SIAM, 2011.
- [40] P.W.G.G. Koerkamp, L. Speelman e J.H.M. Metz. “Litter composition and ammonia emission in aviary houses for laying hens. Part 1: Performance of a litter drying system”. Em: *Journal of Agricultural Engineering Research* 70.4 (1998), pp. 375–382.
- [41] I. Lee, S. Sase e S. Sung. “Evaluation of CFD accuracy for the ventilation study of a naturally ventilated broiler house”. Em: *Japan Agricultural Research Quarterly* 41.1 (2007), p. 53.
- [42] I. Lee et al. “Ventilation design for a chick incubator using computational fluid dynamics”. Em: *Japan Agricultural Research Quarterly* 43.3 (2009), pp. 227–237.
- [43] R. J. LeVeque. *Finite difference methods for ordinary and partial differential equations: steady-state and time-dependent problems*. Vol. 98. Siam, 2007.
- [44] R. M. Lewis e V. Torczon. “Pattern search algorithms for bound constrained minimization”. Em: *SIAM Journal on Optimization* 9.4 (1999), pp. 1082–1099.
- [45] L. Manning, S.A. Chadd e R.N. Baines. “Water consumption in broiler chicken: a welfare indicator”. Em: *World’s Poultry Science Journal* 63.01 (2007), pp. 63–71.
- [46] Inc Mathworks. “MATLAB: R2014a”. Em: *Mathworks Inc, Natick* (2014).
- [47] D.M. Miles, S.L. Branton e B.D. Lott. “Atmospheric ammonia is detrimental to the performance of modern commercial broilers”. Em: *Poultry science* 83.10 (2004), pp. 1650–1654.
- [48] M. Y. Miragliotta. “Avaliação dos níveis de amônia em dois sistemas de produção de frangos de corte com ventilação e densidade diferenciados”. Tese de doutorado. 2000.
- [49] T. M. Mitchell. *Machine Learning*. McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.
- [50] F.A. Nicholson, B.J. Chambers e A.W. Walker. “Ammonia emissions from broiler litter and laying hen manure management systems”. Em: *Biosystems Engineering* 89.2 (2004), pp. 175–185.
- [51] S.L. Noll et al. “Effect of diet and population density on male turkeys under various environmental conditions. 1. Turkey growth and health performance”. Em: *Poultry science* 70.4 (1991), pp. 923–934.

- [52] T. Norton, P. Kettlewell e M. Mitchell. “A computational analysis of a fully-stocked dual-mode ventilated livestock vehicle during ferry transportation”. Em: *Computers and Electronics in Agriculture* 93 (2013), pp. 217–228.
- [53] Federação da Agricultura do Estado do Paraná. *Produtores de frango querem relações claras nos contratos de integração*. Acesso em: 08 jan. de 2016. URL: <http://www.sistemafaep.org.br/produtores-de-frango-querem-relacoes-claras-nos-contratos-de-integracao.html>.
- [54] S. Patankar. *Numerical heat transfer and fluid flow*. CRC press, 1980.
- [55] M. J.D. Powell. “The BOBYQA algorithm for bound constrained optimization without derivatives”. Em: *Department of Applied Mathematics and Theoretical Physics, University of Cambridge, Cambridge* (2009).
- [56] M. Reboiro-Jato et al. “Using inductive learning to assess compound feed production in cooperative poultry farms”. Em: *Expert Systems With Applications* 38.11 (2011), pp. 14169–14177.
- [57] F.N. Reece, B.D. Lott e J.W. Deaton. “Low concentrations of ammonia during brooding decrease broiler weight”. Em: *Poultry Science* 60.5 (1981), pp. 937–940.
- [58] C.W. Ritz, B.D. Fairchild e M.P. Lacy. “Implications of ammonia production and emissions from commercial poultry facilities: A review”. Em: *The Journal of Applied Poultry Research* 13.4 (2004), pp. 684–692.
- [59] F. Rojano et al. “Modelling heat and mass transfer of a broiler house using computational fluid dynamics”. Em: *Biosystems Engineering* 136 (2015), pp. 25–38.
- [60] M. A. G. Ruggiero e V. L. R. Lopes. *Cálculo numérico: aspectos teóricos e computacionais*. Makron Books do Brasil, 1997.
- [61] J. A. O. Saaraaz. “Measurement and CFD modeling of ammonia concentration, flux and thermal environment variables in open side broiler housing”. Tese de doutorado. Universidade Federal de Viçosa, 2010.
- [62] P. A. Santos et al. “Ventilação em modos túnel e lateral em galpões avícolas e seus efeitos no conforto térmico, na qualidade do ar e no desempenho das aves”. Em: *Revista Ceres* 56.2 (2009), pp. 172–180.
- [63] H. Takai et al. “Concentrations and emissions of airborne dust in livestock buildings in Northern Europe”. Em: *Journal of Agricultural Engineering Research* 70.1 (1998), pp. 59–77.
- [64] X. Tao e H. Xin. “Acute synergistic effects of air temperature, humidity, and velocity on homeostasis of market-size broilers”. Em: *Transactions of the ASAE* 46.2 (2003), p. 491.
- [65] X. Tao e H. Xin. “Temperature-humidity-velocity index for market-size broilers”. Em: *2003 ASAE Annual Meeting*. American Society of Agricultural e Biological Engineers. 2003, p. 1.
- [66] V. Torczon. “On the convergence of pattern search algorithms”. Em: *SIAM Journal on optimization* 7.1 (1997), pp. 1–25.
- [67] A.J.F. Webster. “Farm animal welfare: the five freedoms and the free market”. Em: *The veterinary journal* 161.3 (2001), pp. 229–237.

- [68] J. R. Welty et al. *Fundamentals of momentum, heat, and mass transfer*. John Wiley & Sons, 2009.
- [69] M. Zajicek, P. Kic et al. “Improvement of the broiler house ventilation using the CFD simulation”. Em: *Agronomy Research Engineering Special 1* (2012), pp. 235–242.