

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS FACULDADE DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

MIGUEL ANGEL SALGADO HERRERA

CONTROLE DE SECAGEM DE CAFÉ POR MEIO DE INDICADORES DE DESEMPENHO

CONTROL OF COFFEE DRYING THROUGH PERFORMANCE INDICATORS

CAMPINAS

MIGUEL ANGEL SALGADO HERRERA

CONTROLE DE SECAGEM DE CAFÉ POR MEIO DE INDICADORES DE DESEMPENHO

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, na Área de Máquinas Agrícolas.

Dissertation presented to the Faculty of Agricultural Engineering of the University of Campinas in partial fulfillment of the requirements for the degree of Master, in Agricultural Engineering the area of Agricultural Machinery.

Orientador: Prof. Dr. Angel Pontin Garcia

Coorientador: Prof. Dr. Rafael Augustus de Oliveira

ESTE TRABALHO CORESPONDE À VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO DEFENDIDA PELO ALUNO MIGUEL ANGEL SALGADO HERRERA, E ORIENTADA PELO PROF. DR ANGEL PONTIN GARCIA.

CAMPINAS

Este exemplar corresponde à redação final da **Dissertação de Mestrado** defendida por **Miguel Angel Salgado Herrera**, aprovada pela Comissão Julgadora em 21 de julho de 2022, na Faculdade de Engenharia Agrícola da Universidade Estadual de Campinas.



Prof. Dr. Luís César da Silva – Membro Titular

Faculdade de Engenharia Agrícola Unicamp

A Ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontrase no SIGA/Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese e na Secretaria do Programa da Unidade.

Ficha catalográfica Universidade Estadual de Campinas Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura Rose Meire da Silva - CRB 8/5974

Sa32c	Salgado Herrera, Miguel Angel, 1993- Controle de secagem de café por meio de indicadores de desempenho / Miguel Angel Salgado Herrera. – Campinas, SP : [s.n.], 2022.
	Orientador: Angel Pontin Garcia. Coorientador: Rafael Augustus de Oliveira. Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola.
	1. Otimização. 2. Coffea arábica. 3. Aprendizagem de máquina. 4. Inteligência artificial. 5. Café - Secagem. I. Garcia, Angel Pontin. II. Oliveira, Rafael Augustus de, 1979 III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Agrícola. IV. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Control of coffee drying through performance indicators Palavras-chave em inglês: Optimization Coffea arabica Machine learning Artificial intelligence Coffee-Drying Área de concentração: Máquinas Agrícolas Titulação: Mestre em Engenharia Agrícola Banca examinadora: Angel Pontin Garcia [Orientador] Franciane Colares Souza Usberti Luís César da Silva Data de defesa: 21-07-2022 Programa de Pós-Graduação: Engenharia Agrícola

Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a) - ORCID do autor: https://orcid.org/0000-0003-4265-9527

- ORCID do autor: https://orcid.org/0000-0003-4265-9527 - Currículo Lattes do autor: http://lattes.cnpq.br/9469478423412120

DEDICATÓRIA

Dedico este trabajo a mis padres, Lely Herrera Barrero y Adamastor Alember Salgado Carvajal, quienes siempre me han apoyado, me han sacado adelante, me han aconsejado y por ellos he logrado llegar hasta donde estoy, por ellos soy quien soy. A mi hermana Maria Alejandra Salgado Herrera por creer en mí y apoyarme en todo momento. A mi familia, amigos y todas las personas que de una u otra forma me permitieron cumplir este sueño.

A mis amigos más cercanos en Brasil, a la republica Rapina, a mis amigos del QV y mis compañeros de escalada, que me apoyaron y fueron parte de mi vida mientras realizaba mi investigación.

Dedico este trabalho aos meus pais, Lely Herrera Barrero e Adamastor Alember Salgado Carvajal, a quem sempre fui apoiado, me levando à frente, aconselhando e é por eles que tenho conseguido chegar até onde estou, é por eles que eu sou quem sou. A minha irmã Maria Alejandra Salgado Herrera por ter acreditado em mim e ter me apoiado em todo momento. A minha família, amigos e todas as pessoas que de alguma forma me permitiram cumprir este sonho.

Aos meus amigos mais próximos no Brasil, à república Rapina, aos meus amigos do QV e aos meus companheiros de escalada, que me apoiaram e fizeram parte da minha vida enquanto eu fazia minha pesquisa.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha família, pelo suporte dado, pelas palavras de apoio nos momentos difíceis, ao Prof. Dr. Angel Pontin Garcia e ao Prof. Dr. Rafael Augustus de Oliveira, pelo apoio e paciência demostrados durante este processo, a meus colegas do laboratório de Instrumentação e Controle que ajudaram no desenvolvimento do projeto e ao pessoal da FEAGRI por ter me recebido tão calorosamente. Agradeço ao Prof. Dr. Luís César da Silva pelo apoio, orientação e disponibilização de material, que permitiram o desenvolvimento deste projeto.

O presente trabalho foi realizado com apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), bolsa processo nº 133227/2020-0.

RESUMO

A umidade do grão de café na secagem é um dos parâmetros importantes no processo de pós-colheita, já que esta influencia a qualidade de armazenamento, o sabor, o aroma e o valor de venda do produto. O objetivo do projeto foi simular um sistema de controle de secagem de grãos de café baseado em indicadores-chave de desempenho, que permitiu otimizar duas malhas de controle locais de temperatura e vazão do ar, visando diminuir o consumo de energia. Utilizou-se uma metodologia de aprendizagem por reforço. O controlador gerou um conhecimento por experiência ao estimar a perda de umidade do grão pela energia utilizada pelo secador, modificando os valores da temperatura e da vazão do ar que alimentam o secador. Simulou-se um secador estático instrumentado sem movimentação da massa de café, utilizando o modelo de secagem de Thompson para estimar o teor de água dos grãos. Para modelar a planta foi construído um sistema de aquisição de dados que permitiu determinar o comportamento do secador. Para cada malha de controle foi proposto um controlador PID avaliado por indicadores de desempenho (PIs). Com o algoritmo estimador de perda de umidade do grão, foi determinado o indicador chave de desempenho (KPI) que relaciona a perda de umidade e a energia consumida pelos atuadores, e o qual foi utilizado como valor de recompensa para nosso sistema de controle global. Os resultados adquiridos (tempo de secagem e consumo de energia) foram comparados com os controladores convencionais de secagem onde os sets points das malhas permanecem constantes, utilizando o indicador de avaliação de secagem. O controlador inteligente com algoritmo e-greedy variável apresentou melhores resultados que as estratégias de controle tradicional de set points fixos para as condições ambientais de Janeiro-Março 2022 e de Junho-Agosto 2021, assim como para teores de agua inicial do grão na faixa de 0,63 até 0.71 base seca.

Palavras-chave: Otimização, Coffea arábica, Aprendizagem de máquina, inteligência artificial, Café – Secagem.

ABSTRACT

The moisture of the coffee bean during drying is one of the most important parameters in the post-harvest process, with a direct influence on the quality of storage, the flavor, the aroma, and the product value. The objective of this project was to simulate a global coffee bean drying control system based on key performance indicators, which allowed the optimization of two local control loops: temperature and air flow, while reducing the energy consumption. Based on the reinforcement learning methodology, the controller estimates the grain moisture loss by the energy used in the drying process and modifies the temperature and air flow set points values. The project was simulated using the parameters of a static dryer without movement of the coffee mass, using Thompson's grain drying model to estimate the moisture content of the grain during drying. To model our plant, a data acquisition system was built to determinate the behavior of the dryer. For each control loop was proposed a PID controller and each of them were evaluated by performance indicators (PIs). A key performance indicator (KPI) was proposed, which relates the moisture loss and the energy consumed by the actuators, which also was used as a reward value for our global control system. In order to compare the proposed controller with traditional controllers, a drying evaluation indicator was proposed using drying time and energy consumption. The intelligent controller with variable egreedy algorithm presented better results than the traditional control strategies of fixed set points for the environmental conditions of January-March 2022 and June-August 2021, as well as for the initial water contents of the grain in the range of 0.63 to 0.71 dry basis.

Key words: Optimization, Coffea arabica, Machine learning, Artificial intelligence, Coffee – Drying.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Secador estático no laboratório de Pós-colheita40
Figura 2 - Sistema de gestão de malhas de controle na secagem de café41
Figura 3 - Bloco de propriedades psicrométricas ar de secagem41
Figura 4 - Representação das variáveis que atuam em uma camada delgada durante
a secagem
Figura 5 - LabView Front Panel Ventilador53
Figura 6 - Conexão elétrica Arduino, DS18B20 e DHT1153
Figura 7 - Diagrama de blocos do modelo do ventilador55
Figura 8 - Conexão elétrica Arduino, 3 DS18B20, SPST e DHT1156
Figura 9 - LabView Front Painel Aquecedor57
Figura 10 - Modelo Simulink Aquecedor58
Figura 11 - Estrutura básica aprendizagem por reforço63
Figura 12 - Fluxograma fase de aprendizagem65
Figura 13 - Fluxograma fase de operação68
Figura 14 - Resultados de simulação para o teor de água em decimal base seca apresentados por Parra-Coronado <i>et al.</i> (2008) para um secador estático por camada70
Figura 15 - Comportamento do teor de água média do grão á diferentes temperaturas e a diferentes vazões
Figura 16 - Ventilador em malha aberta72
Figura 17 - Comportamento da temperatura em malha aberta para diferentes valores de frequência do inversor e PWM do banco de resistências
Figura 18 - Resposta do ventilador em malha fechada, sintonização de controladores PID e PI
Figura 19 - Resposta do ventilador em malha fechada, métodos de sintonização de controladores PID e PI com menor ISE81

Figura	20	-	Resposta	do	aquecedor	em	malha	fechada,	sintonização	de
controladores PID	e PI.									.82

Figura 22 - Tempos de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,55 base seca

Figura 23 - Tempos de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,63 base seca

Figura 24 - Tempos de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,71 base seca

Figura 34 - Comparação das horas de secagem das 3 estratégias em função da temperatura e a umidade ambiente, para cada teor de água inicial do grão em base seca.98

Figura 47 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, para uma temperatura ambiente de 32 °C e umidade ambiente de 43 %, condições de Janeiro-Março 2022, teor de água inicial 0,55 base seca......114

Figura 48 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, para uma temperatura ambiente de 32 °C e umidade ambiente de 92 %, condições de Janeiro-Março 2022, teor de água inicial 0,71 base seca......115

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Índices cálculo de pressão de vapor saturado42
Tabela 2 - Valor das constantes segundo o teor de água do grão base úmida48
Tabela 3 - Considerações feitas para simular o modelo de Thompson51
Tabela 4 - Equivalência de Sistemas
Tabela 5 - Parâmetros de ajuste PID
Tabela 6 - Potência real do ventilador61
Tabela 7 - Condições ambientais para os testes de avaliação69
Tabela 8 - Funções de Transferência do ventilador73
Tabela 9 - Equivalências mecânicas do Ventilador73
Tabela 10 - Valores da vazão mássica (kg min ⁻¹) em função da frequência do inversor e o PWM das resistências no secador estático75
Tabela 11 - Funções de Transferência do aquecedor76
Tabela 12 - Equivalências mecânicas do Aquecedor 77
Tabela 13 - Parâmetros da função de transferência na frequência de 30 Hz,expressada como um sistema de primeira ordem com tempo morto
Tabela 14 - Parâmetros do controlador PID para cada método de sintonização79
Tabela 15 - Parâmetros do controlador PID para cada método de sintonização82
Tabela 16 - Valores controle tradicional 84
Tabela 17 - Resultados do indicador de avaliação de secagem acumulado, aplicado aos controles globais segundo as condições ambientais94
Tabela 18 - Resultados do indicador de avaliação de secagem acumulado, aplicado aos controles globais segundo o teor de água inicial do grão base seca
Tabela 19 - Resultados do indicador de avaliação de secagem aplicado aos controles global MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, segundo as condições ambientais

LISTA DE EQUACOES

Equação 1 - Pressão atmosférica	.42
Equação 2 - Pressão de vapor saturado	.42
Equação 3 - Razão de mistura	.43
Equação 4 - Volume específico	.43
Equação 5 - Pressão de vapor	.43
Equação 6 - Umidade Relativa	.44
Equação 7 - Razão entre as massas de matéria seca e ar seco	.45
Equação 8 - Calor específico	.45
Equação 9 - Temperatura de equilíbrio	.46
Equação 10 - Umidade relativa na temperatura de equilíbrio	.46
Equação 11 - Teor de água na condição de equilíbrio	.46
Equação 12 - Razão de umidade inicial do produto	.47
Equação 13 - Tempo equivalente	.47
Equação 14 - Razão de umidade final do produto	.48
Equação 15 - Teor de água final do grão	.48
Equação 16 - Razão de mistura final do ar	.49
Equação 17 - Entalpia específica de vaporização da água do produto	.49
Equação 18 - Temperatura final do ar e do produto	.49
Equação 19 - Novos balanços de massa e de energia	.50
Equação 20 - Razão de mistura final ajustada	.51
Equação 21 - Teor de água final do grão ajustada	.51
Equação 22 - Porcentagem da saída que o modelo reproduz, Best FIT	.54
Equação 23 - Função de transferência sistemas de segunda ordem	.54
Equação 24 - Função de transferência massa-mola-amortecedor	.54
Equação 25 - Cálculo de Vazão mássica	.55

Equação 26 - Sistema de primeira ordem com tempo morto	. 59
Equação 27 - Erro quadrático integrado ISE	.60
Equação 28 - Consumo de energia	.61
Equação 29 - Potência do ventilador	.61
Equação 30 - Potência da resistência	.62
Equação 31 - KPI	.62
Equação 32 - Equação de otimização de Bellman	.64
Equação 33 - E-greedy em função do episódio, caso 1	.66
Equação 34 - E-greedy em função do episódio, caso 3	.67
Equação 35 - Indicador de avaliação da secagem	.68
Equação 36 - Função de transferência do ventilador	.75

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

А	Área da camada delgada	m ²
AI	Inteligência artificial	
Ср	Calor específico do grão	kJ kg ^{−1} °C ^{−1}
DA	Agricultura digital	
DL	Entalpia específica de vaporização da	á água do produto
DPe	Desvio padrão do erro	
e	Erro, diferencia entre o valor desejad	o e o valor medido
FL	Logica difusa	
GA	Algoritmo Genético	
HVAC	Sistema de aquecimento, ventilação e	e ar-condicionado
ISE	Erro quadrático integrado	
KPIs	Indicadores chave de desempenho	
Me	Massa especifica aparente do produto	$kg m^{-3}$
MDP	Processo de tomada de decisões de M	Iarkov
MIMO	Sistemas de múltiplas entradas e múl	tiplas saídas
MISO	Sistemas de múltiplas entradas e únic	ca saída
ML	Aprendizagem de máquina	
MPC	Controlador preditivo de modelo	
PD	Controlador proporcional derivativo	
PI	Controlador proporcional integral	
PIs	Indicadores de desempenho	
PID	Controlador proporcional integral der	rivativo
Patm	Pressão Atmosférica	Ра
Pv	Pressão de vapor	Pa
Pvs	Pressão de vapor de saturação	Pa

PWM	Modulação por largura de pulso	
RL	Reinforcement learning	
RMSE	Raiz quadrada do erro médio	
RU	Razão do teor de água do produto	
RUo	Razão do teor de água inicial do produto	
RUf	Razão do teor de água final do produto	
SE	Erro médio estimado	
SIMO	Sistema de única entrada e múltipla saída	
SP	Set point, valor desejado	
t	Tempo	h
Т	Temperatura	°C
Tamb	Temperatura ambiente	°C
te	Tempo equivalente	
Те	Temperatura de equilíbrio	°C
Tf	Temperatura do ar de saída da camada	°C
Tg	Temperatura da massa de grãos	°C
То	Temperatura do ar de entrada na camada	°C
Ue	Umidade de equilíbrio do produto	
Uo	Umidade inicial do produto	
Ur	Umidade relativa ambiente	%
Ve	Volume específico	m _{ar} ³ kg _{ar seco} ⁻¹
W	Razão de mistura do ar	kg _{vapor} kg _{ar seco} ⁻¹
Wo	Razão de mistura do ar de entrada na camada	kg _{vapor} kg _{ar seco} ⁻¹
Wf	Razão de mistura do ar de saída da camada	kg _{vapor} kg _{ar seco} ⁻¹
Δt	Intervalo de tempo	h

SUMÁRIO

	1	INTRODUÇÃO	22
	2	OBJETIVOS	24
	2.1	OBJETIVO GERAL:	24
	2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS:	24
	3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	25
	4	MATERIAL E MÉTODOS	40
	4.1	DEFINIÇÃO DO MODELO MATEMÁTICO	41
		4.1.1 MODELO DE SECAGEM DO GRÃO DE CAFÉ	41
		4.1.2 MODELOS MATEMÁTICOS DOS ATUADORES	52
	4.2	DESENVOLVIMENTO E SIMULAÇÃO DAS ESTRATÉGIAS DE	
CONTROL	LE L	OCAIS	58
		4.2.1 CONTROLE TRADICIONAL	60
	4.3	CÁLCULO DE PI'S E KPI'S	60
	4.4	DESENVOLVIMENTO E VALIDAÇÃO DO ALGORITMO DE MAL	HAS
DE CONT	ROL	E GLOBAL	62
	5	RESULTADOS	70
	5.1	MODELOS MATEMÁTICOS	70
		5.1.1 MODELO DE SECAGEM DO GRÃO DE CAFÉ:	70
		5.1.2 MODELOS MATEMÁTICOS DOS ATUADORES	72
	5.2	ESTRATÉGIAS DE CONTROLE LOCAIS	78
		5.2.1 CONTROLE LOCAL DE VELOCIDADE DO AR	78
		5.2.2 CONTROLE LOCAL DE TEMPERATURA DO AR	81
	5.3	CONTROLE GLOBAL	84
		5.3.1 FASE DE OPERAÇÃO DOS CONTROLADORES DE	
REINI	FOR	CEMENT LEARNING	
		84	
		5.3.2 COMPARAÇÃO DOS CONTROLADORES DE REINFORCEME	ENT
LEAR	NIN	G COM OS SISTEMAS TRADICIONAIS	95

6 CONCLUSÕES118
6.1 SUGESTÕES PARA A CONTINUIDADE DO TRABALHO119
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS120
ANEXO 1, RESULTADOS DE COMPARAÇÃO DE SECAGEM DO
CONTROLADOR DE APRENDIZAGEM POR REFORÇO COM AS METODOLOGIAS
TRADICIONAIS

1 INTRODUÇÃO

O Brasil foi responsável por 32 % do café produzido no mundo entre os meses de outubro de 2019 e abril de 2020. A produção de café para exportação gerou 5,2 bilhões de dólares, sendo a quinta maior cultura do agronegócio do Brasil (EMBRAPA, 2020). Apesar da alta produção, somente 11 % do total de sacas exportadas apresenta elevado valor agregado. A cotação agregada pela cadeia de valor até o cliente final é de USD 173 bilhões, dos quais o agronegócio brasileiro recebe USD 11,3 bilhões. (MINISTÉRIO DA ECONOMIA, 2019). A sinergia entre a academia e a indústria é uma forma de melhorar a qualidade do produto ao longo da cadeia de valor, pois procura melhorar os fatores de qualidade, além de compreender a complexidade de gosto e preferências dos consumidores (FOLMER, 2014).

Uma das etapas mais relevantes no sistema de produção de café é a secagem, processo que promove a remoção da água do grão. O conteúdo de água dentro do grão de café é um dos parâmetros mais importantes a ser controlado no processo de pós-colheita, pois este influencia na qualidade de armazenamento, afetando o sabor, o aroma e o preço final do produto. Caso haja inconsistências no processo de secagem, os grãos apresentarão características indesejadas como aparência não-uniforme e fermentações não esperadas e consequentemente, a depreciação da bebida (CENICAFE, 1995).

A maioria dos secadores conta com duas malhas de controle realimentadas, uma de temperatura e outra de fluxo de ar de entrada. Estes sistemas de controle permitem injetar energia térmica em um determinado fluxo de ar que irá passar pelos grãos, realizando a secagem. Caso os controladores não estejam configurados corretamente, podem provocar instabilidade no processo, perda de tempo, dinheiro e de qualidade final do grão. Para assegurar a melhor qualidade do café, o desempenho e a gestão das malhas de controle são fundamentais (PARRA-CORONADO *et al.*, 2017).

Segundo Precci *et al.* (1983), a secagem é a etapa de produção de grãos que consome mais energia, apresentando até 50 % do consumo total. Atualmente, a secagem de café é feita a partir de isotermas obtidas previamente, estas mostram o comportamento da umidade do grão para certos valores fixos de velocidade e temperatura do ar. Posteriormente é determinado o tempo em que o grão atingirá o teor de água ótimo pós-secagem para armazenamento, expresso em porcentagem, este deverá estar dentro do intervalo de 10 a 12 % em base úmida (BORÉM *et al.*, 2008; KULAPICHITR *et al.*, 2019; PARRA-CORONADO *et al.*, 2017; SAATH *et al.*, 2012). Realizar a secagem com valores fixos obtidos

antecipadamente torna o processo um sistema operando em malha aberta, em que o teor de água atual do grão e as variáveis manipuladas perdem importância.

Na literatura podem ser encontrados trabalhos que procuram os melhores parâmetros de secagem, para a otimização do processo e estes valores permanecem constantes durante a secagem inteira. Por exemplo, para secagem de café em pergaminho segundo Parra-Coronado *et al.* (2017), a vazão mínima recomendada é 38 m³min⁻¹m⁻³ para uma temperatura de 50 °C. Por outro lado Rahman *et al.* (2015), otimizaram a secagem solar de arroz por meio de um algoritmo genético utilizando um indicador de desempenho que relacionou a energia total fornecida e a quantidade de água evaporada. Determinaram que os valores ótimos de temperatura estivessem na faixa de 40 °C até 50 °C com um fluxo de ar entre 1,3 e 1,5 m s⁻¹.

O presente documento apresenta o desenvolvimento e simulação de um algoritmo de controle global do processo de secagem do café baseado na metodologia de aprendizagem por reforço, com o intuito de diminuir a energia consumida na secagem. O controle inteligente gerencia os valores da vazão e da temperatura do ar durante o processo de secagem, em um sistema secador sem movimentação do grão, em função do teor de água médio e da temperatura média do grão. Para isso foi modelado o comportamento do secador, simulado o modelo de perda de umidade do grão e propostos dois controles locais para as malhas de vazão e temperatura do ar.

2.1 OBJETIVO GERAL:

Desenvolver uma malha de controle global baseado em indicadores-chave de desempenho para a secagem de grãos de café que permitam otimizar o consumo energético modificando as variáveis de entrada do processo, vazão e temperatura do ar.

2.2 **OBJETIVOS ESPECÍFICOS:**

- Modelar e simular o comportamento do sistema de secagem de café em função da vazão e temperatura do ar de entrada;
- Desenvolver e simular estratégias de controle local para as malhas de vazão e temperatura do ar de secagem;
- Desenvolver e validar indicadores de desempenho (PI's) e indicadores-chave de desempenho (KPI's) para a análise da eficiência do sistema;
- Desenvolver, validar e avaliar a estratégia de controle global com base nos dados obtidos durante a compilação dos índices de desempenho.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os produtos agrícolas são caraterizados pelo alto teor de água, o que impossibilita seu armazenamento a longo prazo. Portanto, no processamento pós-colheita de grãos é importante o processo de secagem. A fim de conseguir armazenar os produtos agrícolas de forma satisfatória, é prescrito em normas técnicas o teor máximo e mínimo de umidade, teor de água residual, que permite o armazenamento a longo prazo sem diminuição da qualidade (VITÁZEK e HAVELKA, 2014). A importância da secagem para armazenamento de alimentos levou ao desenvolvimento de modelos teóricos, empíricos e semiempíricos com os quais fosse possível prever a umidade atual e umidade de equilíbrio tanto na armazenagem quanto na secagem. Dos primeiros modelos avaliados e mais utilizados na predição da umidade dentro do grão, encontramos o modelo de Thompson e o modelo da universidade de Michigan, desenvolvidos para milho (PARRA-CORONADO *et al.*, 2008, 2017).

O modelo de Thompson *et al.* (1968), é um modelo semiempírico de equilíbrio, baseado em uma equação de camada delgada do grão a qual pode ser iterada, tendo em vista as condições antes e depois da secagem, com balanços de calor e de massa. A secagem da camada delgada é expressa mediante uma equação que representa a variação da umidade dos grãos em relação ao tempo, dependendo das diferentes temperaturas e umidades do ar de secagem. O modelo também precisa de equações semiempíricas tais como teor de água de equilíbrio, calor específico e calor latente de vaporização da água. Nesse trabalho foram desenvolvidos e apresentados os modelos matemáticos de secagem para prever o teor de água em secadores de fluxo cruzado, concorrente e contracorrente, com temperaturas superiores a 176 °C.

O modelo de Bakker-Arkema *et al.* (1974) conhecido como o modelo MSU (Michigan State University), é um modelo teórico de não equilíbrio e baseado nas leis de transferência de calor e de massa. O modelo divide o processo em pequenos intervalos e camadas de grão, utilizando as condições de saída do ar de uma camada como as condições de entrada para a seguinte. Os cálculos são realizados com quatro parâmetros: entalpia do ar, umidade do ar, entalpia do grão e teor de água no grão, o que resulta em quatro equações diferenciais parciais.

Numerosos modelos têm sido propostos para descrever a taxa de redução de água durante a secagem em uma camada delgada. Existem modelos que permitem descrever adequadamente a cinética de secagem como: Newton; Lewis; Page; Thompson; 8 termos de difusão; Midilli; Verma; resíduos sucessivos; Henderson e Pabis; logarítmicos; de dois termos; de dois termos exponenciais; Wang e Sing; aproximação de difusão; Valcam. Todos esses modelos têm sido ajustados frequentemente para prever o processo de secagem de sementes e frutos (ANDRADE *et al.*, 2019; CORADI *et al.*, 2017; GUILHERME EURIPEDES *et al.*, 2013).

Midilli *et al.* (2002) desenvolveram um modelo empírico para secagem solar de camada única de cogumelos, pistache e pólen. Eles apresentaram equações diferentes para determinar a relação do teor de água, dependendo se a razão de umidade do ar de secagem varia ou permanece constante. Os modelos matemáticos utilizados para fazer a comparação foram: Lewis; Page; Page modificado; Henderson e Pabs; Logarítmico; Dois Termos; Dois Termos exponencial; Wang e Singh. O modelo apresentado apresentou os melhores resultados, para secagem em laboratório, secagem solar forçada e secagem solar natural. No laboratório para secagem de cogumelos teve um coeficiente de correlação (r) de 0,9978 e um desvio padrão (x^2) de 8,84x10⁻⁴; para as mesmas condições secando pólen obteve um r de 0,9998 e um x^2 de 6,54x10⁻⁶. Para pistache sem casca por secagem solar forçada obteve um r de 0,9995 e um x^2 de 8,95x10⁻⁶, para secagem natural obteve um r de 0,9998 e um x^2 de 2,18x10⁻⁶, para secagem natural obteve um r de 0,9999 e um x^2 de 2,85x10⁻⁶.

Visando melhorar a precisão do modelo MSU, Dalpasqaule et al. (2009) formularam uma modificação do modelo, usando uma equação de camada delgada baseada no modelo de Page, este permitiu definir a razão de umidade do ar. O modelo desenvolvido permitiu diminuir as derivadas por diferenças finitas, o que possibilitou encontrar resultados mais rápido. Para os testes foram configurados um fluxo de ar de 0,75 m³s⁻¹, com uma temperatura ambiente de 22 °C, uma umidade relativa ambiente de 60 %, temperaturas de secagem de 40, 70 e 100 °C em uma camada espessa de 0,8 m com umidades iniciais de 18,25 e 35 %. O modelo modificado teve um desempenho melhor, Mesmo com o tempo e incrementos de espaço quatro vezes maiores que o modelo MSU, os resultados coincidiram em teor de água e tempo de secagem. A única diferença foi de 0,17 h a menos de tempo de simulação para milho com 35 % de umidade inicial, seco a 100 °C.

Autores como Kanmogne *et al.* (2012), determinaram experimentalmente as isotermas de dessorção do cacau usando o método gravimétrico dinâmico, usando o modelo modificado de Oswin. As curvas características de secagem foram determinadas com

temperaturas de 40 e 55 °C, e 3 velocidades do ar de secagem: 0,25; 0,5; e 1,0 m s⁻¹. A raiz do erro quadrático médio (RMSE) entre todos os pontos experimentais e o modelo foram de 0,0346 kgw kgdb⁻¹para teores de água entre 0,12 e 0,95 kgw kgdb⁻¹.

Silva *et al.* (2014) estudaram a cinética de secagem para camada delgada de grãos de guandu com teor de água inicial de 25 % base úmida em um secador de leito fixo operado a temperaturas de 40, 50, 60 e 70 °C, com uma velocidade de secagem de 1 m s⁻¹, com 26 °C de temperatura ambiente e 68 % de umidade relativa. Foram comparados 6 modelos de predição da razão de umidade, Fick, Cavalcanti Mata, Henderson/Pabis, Page, exponencial de dois termos e Midilli. Este último modelo apresentou as melhores aproximações com coeficientes de determinação (\mathbb{R}^2) na faixa de 99,92 % até 99,99 % e desvio quadrático médio (DQM) de $1x10^{-4}$.

Na simulação específica da secagem de café encontramos trabalhos que aproximam a umidade do grão por equações de Page, modelo de Thompson, modelo da Universidade de Michigan, modelo de Hukill, equações de Henderson, Pabis, Oswin, Midilli entre outros.

Silvia (1991), desenvolveu e avaliou um modelo do processo de secagem de café a partir de um secador intermitente de fluxos contracorrentes. O programa desenvolvido foi baseado no modelo proposto por Thompson em linguagem de programação *Pascal*. Os parâmetros utilizados na avalição do modelo foram teor de água inicial de base úmida de 30 %, teor de água final base úmida de 12 %, massa específica de 415 kg m⁻³, umidade relativa de 82 %, temperatura ambiente de 15,8 °C, fluxo do ar de 18,5 m³min⁻¹m⁻², temperaturas de secagem de 60, 80 e 100 °C. A comparação dos dados simulados e os obtidos experimentais demostrou um desvio médio absoluto de 1,3 % de umidade base úmida. Também foram feitas análises do consumo e de combustível utilizado na secagem, recomendando utilizar a temperatura de 100 °C do ar de secagem devido ao menor consumo e menor período de secagem.

Berbert *et al.* (1994) simularam a secagem de café em camada fixa com reversão do fluxo do ar periodicamente, utilizando uma versão modificada do modelo de camada espessa de Thompson. As simulações foram conduzidas utilizando três níveis de temperatura de ar de secagem, 50, 60 e 70 °C, com três tempos de reversão do ar, 3,4 e 6 h, com um fluxo de ar de 15 m³min⁻¹m⁻². O objetivo foi analisar o efeito da temperatura e o tempo de reversão no consumo energético e no tempo de secagem para uma camada de 0,9 m. O método de reversão não apresentou diferença entre o consumo comparado e a secagem convencional, embora foi identificada uma redução do 72 % no teor de água final com reversão do ar a cada 3 h a 50 °C.

Parra-Coronado *et al.* (2008), fizeram a modelagem e simulação da secagem de café em pergaminho, o modelo foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação *Microsoft Visual Basic* e tomando como base os modelos de Thompson e o modelo da Universidade de Michigan. Foram obtidas predições com um \mathbb{R}^2 superior a 0,93 em 92 % dos casos, com uma faixa de umidade de 56,3 % a 8,1 % em base úmida, onde foi determinado que para os silos secadores de camada fixa o modelo de Thompson é mais preciso, apresentando uma diferença absoluta de 8,6 % frente a 16,9 % do modelo MSU. Para realizar as simulações foram utilizados parâmetros e equações como: umidade de equilíbrio e calor latente de vaporização de Trejos *et al.* (1989); a equação de camada delgada de Jaramillo (1990); calor específico, coeficiente de difusão de umidade e densidade aparente do grão de Montoya (1989). Nas simulações o café teve o teor de água reduzido de 39,1 % para 11,2 % na base úmida, com uma vazão de ar de 7,6 m³min⁻¹m⁻² a uma temperatura de 39,5 °C.

Por outro lado Putranto *et al.* (2011) aplicaram uma abordagem por engenharia de reação (REA) para modelar a secagem convectiva de café e a secagem intermitente de arroz, o modelo foi avaliado comparando-o com resultados experimentais. Os testes foram realizados utilizando um fluxo médio do ar de 1,5 m s⁻¹ e três temperaturas (46, 55, 69 °C), posteriormente foram comparados os resultados do modelo com os resultados experimentais. Os autores observaram coeficientes de correlação (R²) superiores a 0,932 e o RMSE inferiores a 0,7. Com o modelo REA conseguiram rever a umidade relativa da superfície e a concentração de vapor de água, o que é útil para a avaliação do processo de secagem intermitente em termos de diminuição do consumo de energia e umidade mínima atingível.

Um trabalho similar foi desenvolvido pelos Guilherme Euripedes *et al.* (2013), quem determinaram a cinética de secagem de café para diferentes temperaturas a baixa umidade relativa de forma experimental. Os testes foram realizados com três temperaturas, 35, 40 e 45 °C, e posteriormente comparados com resultados de sete modelos matemáticos entre eles Lewis, Page, Thompson, Midilli, Verma, resíduos sucessivos e Henderson/Pabis. Os modelos foram analisados por regressão não lineal Gauss-Newton para determinar os parâmetros de desvio padrão, erro relativo e coeficiente de determinação. Os modelos que apresentaram melhor ajuste foram Henderson/Pabis e resíduos sucessivos. O primeiro apresentou coeficientes de determinação de 99,98 % com desvios padrões na faixa de 0,0063 até 0,0093. O segundo modelo apresentou coeficientes de determinação de 99,99 % com desvios padrões na faixa de 0,0063 até 0,012. Zuluaga e Gómez (2015), desenvolveram um modelo de secagem de café que permitiu predizer e otimizar a secagem. O comportamento dinâmico do sistema foi abordado com equações diferenciais ordinárias (ODE), simulado em *Matlab* com um tempo de simulação de 6 h. O sistema foi simulado com um teor de água inicial do grão de 0,45 em base seca, temperatura ambiente de 27 °C, temperatura de secagem de 50 °C e fluxo volumétrico do ar de secagem de 0,0531 m³s⁻¹. A validação do modelo foi apenas em uma abordagem qualitativa.

Coradi *et al.* (2017), modelaram matematicamente a secagem de café para diferentes umidades do ar (40, 50 e 60 %), a diferentes temperaturas (23, 40 e 60 °C). Para determinar a umidade de equilíbrio utilizaram e compararam diferentes modelos como: Sigma Copace; Sabbah; Oswin; Henderson; Henderson Modificado; Halsey Modificado; GAB; Copace; Chung Pfost; e Bet. Para verificar o grau de ajuste de cada modelo foi considerado o coeficiente de regressão, o coeficiente de determinação R^2 , os valores médios de erro relativo e o erro médio estimado (SE). Os testes experimentais foram feitos nas diferentes condições, secando o produto até ele alcançar o teor de água de equilíbrio. O modelo de Oswin foi o que melhor representou a higroscopicidade do café despolpado com um R^2 na faixa de 99,97 % até 99,99 % e SE na faixa de 0,0002 até 0,0011, enquanto o modelo Midilli apresentou o melhor ajuste para descrever as curvas de secagem do café lavado com um R^2 na faixa de 65,36 % até 99,82 % e SE na faixa de 0,0235 até 0,1310.

Andrade *et al.* (2019), avaliaram o modelo matemático que melhor se encaixou com os dados experimentais de secagem para o café imaturo natural em um secador fixo com fluxo de ar de 20 m³min⁻¹m⁻², temperatura de 40 °C e com três umidades relativas, 10, 17,5 e 21,5 %. Como a equação de razão de umidade foram implementados onze modelos: 2 termos; dois termos exponenciais Henderson/Pabis modificado; Henderson/Pabis; Midilli; Newton; Page; Thompson; Verma; Wang e Sing; Valcam. O melhor método foi escolhido baseado no erro médio estimado, no erro relativo e no coeficiente de determinação. O modelo de Midilli foi o que melhor representou a cinética de secagem independente da umidade relativa testada, e o café apresentou melhor qualidade quando seco a 32,5 % de umidade relativa. O modelo apresentou um R² na faixa de 99,96 % até 99,99 % e SE na faixa de 0,00 até 0,002.

Outros autores realizaram trabalhos de programas computacionais para modelagem e simulação de sistemas de secagem de grãos baseados no modelo de Thompson, tal é o caso de Valente *et al.* (2012), Mancilla (2015) e Parra-Coronado *et al.* (2017).

Valente *et al.* (2012) desenvolveram uma interface de simulação de secagem a altas temperaturas para cinco tipos de secadores no programa *Linsec*, com linguagem de programação *Visual Basic*. Foi implementado com o modelo de Thompson, o qual demonstrou alta efetividade fornecendo valores próximos a realidade, o coeficiente de correlação entre os dados simulados e os reais foi de 0,984. Para secadores de camadas fixas as diferenças absolutas médias e máximas entre os dados simulados e experimentais foram de 2,16 % e 3,37 %.

Mancilla (2015) desenvolveu um modelo computacional para simular a secagem de frutos de café, empregando o modelo de Thompson em um secador intermitente de fluxos contracorrentes utilizando a linguagem de simulação *Extend*. O modelo foi avaliado utilizando os dados experimentais de Silva (1991), com desvios absolutos de 1,8 % base úmida e 1,1 kg, erros relativos de 11 % e 1,6 % na previsão do teor de agua final. Dos testes feitos por Mancilla, a configuração com maior desempenho ocorreu usando uma temperatura do ar de 100°C, com um tempo de secagem de 12 h, um consumo de 106,5 kg de lenha, 7433 kJ kg⁻¹ de água evaporada e capacidade de secagem de 90 kg h⁻¹. Para realizar as simulações foram utilizados parâmetros e equações como: calor especifico para café em coco de Tascon (1984); umidade de equilíbrio segundo Arteaga (1986); tempo equivalente de Pereira (1990) e entalpia específica de vaporização da água do produto proposta por Silva (1991).

Parra-Coronado *et al.* (2017), desenvolveram um programa de simulação matemática da secagem de café em pergaminho chamado *SecCafPer 7.4*, para secadores de camada fixa e secadores intermitentes baseado no trabalho de Parra-Coronado *et al.* (2008). Na interface são inseridos os dados de secagem, os dados do produto, dados do lugar, do sistema de secagem e do tipo de secador. O programa apresenta resultados parciais e finais da simulação, apresenta gráficos e gera uma planilha do processo.

Sobre o controle das condições de secagem, especificamente vazão mássica e da temperatura do ar de secagem, Gonzáles *et al.* (2010) desenvolveram um controle de vazão e temperatura do ar em um secador estático de café cereja descascado, para espessuras de camada 20, 30, 40 e 54 cm. Utilizaram controladores PI, o valor desejado da vazão foi calculado com base em: uma vazão ótima, a área transversal e a altura da camada. Na malha de temperatura conseguiram um erro menor que 1 %, e na malha de vazão um erro estacionário de 30 %. No entanto, para camadas de 20cm obtiveram uma redução de 27,62 % em consumo de combustível e 84,34 % em energia elétrica, para uma redução total de 57,17 % comparados com sistemas sem controle de vazão.

Como foi apresentado por Gonzáles *et al.* (2010), a implementação de malhas de controle permite reduzir o consumo no processo de secagem. O fornecimento inadequado de energia térmica e vazão de ar ao secador afeta a eficiência na remoção de umidade, compromete a qualidade do grão, aumenta o consumo de energia térmica e elétrica, incrementando os custos do processo de secagem (PARRA *et al.*, 2017). Precci Lopes *et al.* (1983), apresenta o consumo de energia de todo o processo de secagem de milho como o responsável do 50 % de consumo de energia de todo o processo de produção agrícola. Com a premissa da importância deste processo na geração do produto final, Reinato *et al.* (2002), fizeram um estudo detalhado do consumo de energia em propriedades agrícolas do sul de Minas Gerais em secagem de café cereja, concluindo que o consumo de energia está estreitamente relacionado ao manejo utilizado na secagem e que o maior custo energético é dado pela variabilidade do processo.

Sobre tecnologias de controle de malhas locais, diversos autores têm feito estudos de comparação entre controladores mais convencionais, como o PID e controladores fuzzy. Gosine *et al.* (1997) propuseram uma metodologia de desenho de controladores Fuzzy-PI, apresentando um melhor desempenho que os controladores PI e PID convencionais. Já para sistemas de secagem, Xiaochun *et al.* (2001) desenvolveram um sistema de secagem de madeira conseguindo uma redução no consumo de energia com controladores Fuzzy, em comparação com estratégias de controle adaptativo convencional. Os controladores tipo PID são usados comumente para sistemas com valores desejados fixos, e quando estes não são fixos, apresentam comportamentos não esperados como sobre impulsos e tempos de estabilização diferentes. Ivan (2019) desenvolveu uma barra pulverizadora vertical com controle de distância para a aplicação de agroquímicos, fazendo a avaliação de três controladores (*ON/OFF*, PID e *FUZZY*) e usando o índice de erro integrado (ISE), desta maneira determinou o controlador Fuzzy como o melhor pois apresentou um ISE menor de 9,6x10⁻⁶ m³ s⁻¹.

Uma forma de avaliar o funcionamento das malhas de controle é através dos indicadores de desempenho (PI's) como o ISE, e para um sistema com múltiplas malhas de controle e processos, os indicadores chave de desempenho (KPI's).

Garcia (2017), com o conhecimento das variações e limitações do processo e da planta, propôs indicadores de desempenho (PI's) para controladores. Para a comparação de desempenho de sistemas de controle propõe os critérios, IAE (erro absoluto integrado), ISE (erro quadrático integrado), ITSE (integral do erro quadrático multiplicada pelo tempo) e a variabilidade da malha de controle. Da mesma forma apresenta outros índices usados no

software *PlantTriage*, usado para avaliar o desempenho das malhas: Índice de Harris, controlador comparado com o controlador e variância mínima; oscilações da malha de controle, hardware, sintonia e perturbações; tempo de resposta, iteração ou sincronismo entre malhas; tempo morto do processo; cruzamentos do *set point*.

Para os sistemas de secagem que são processos complexos e não lineares, podem ser utilizados modelos de controle estocásticos e determinísticos, que fazem parte do conjunto de sistemas com inteligência artificial. Na nova revolução digital encontramos controladores nebulosos, neurais e neurofuzzy, os quais são uma alternativa aos controladores tradicionais frente a sistemas não lineares.

A revolução digital está transformando os processos agrícolas melhorando a tomada de decisões e a produtividade, tecnologias como GPS e sensoriamento remoto, inteligência artificial e aprendizagem e máquina, robótica e internet das coisas, são cada vez mais populares na pesquisa e nas ações de campo.

Segundo Fountas *et al.* (2020), tecnologias como *deep learning*, aprendizagem de transferência ou redes neurais, conduzirá a tomada de decisões futuras levando em consideração vários fatores, tais como condições ambientais, práticas de colheita, necessidades financeiras, características do solo ou disponibilidade de água. Sistemas supervisados serão cada vez menos utilizados, dando espaço a sistemas não supervisados como *reinforcement learning*, onde a aprendizagem vem dada pela interpretação do ambiente. Entre os desafios da nova revolução tecnológica, encontram-se limitações como: precisão, interoperabilidade, armazenamento de dados e poder de computação.

De acordo com Basso e Antle (2020), modificar a forma de produção e o uso da energia na agricultura é uma necessidade. Mover a agricultura para um caminho de desenvolvimento mais sustentável requer processos de inovação, crescimento de tecnologias de informação e aquisição de dados.

Na área de controle de sistemas de secagem os desenvolvimentos de aplicações de inteligência artificial tem sido um processo demorado, que envolve conhecimento especializado, interações complexas entre variáveis de processo, falta de modelos matemáticos fundamentais e falta de sensores online para as principais variáveis de controle. Apesar dos múltiplos esforços de implementar controladores de secagem baseados em inteligência artificial, eles não demonstram vantagens críticas sobre controles convencionais como o PID (MARTYNENKO, 2018).

Sun *et al.* (2019) fazem uma revisão dos desenvolvimentos que usam inteligência artificial (AI) na secagem de comida fresca. A secagem é um processo complexo que envolve transferências de calor e massa, transformação de fases, mudanças físico-químicas e estruturais (variantes no tempo), reações químicas e bioquímicas intensas, migração irregular de componentes e endurecimento superficial abrupto. É um processo dinâmico, instável, altamente não linear, fortemente interativo, sucessivamente interconectado e multivariável, o que leva a utilizar sistemas de controle não convencionais como redes neurais, sistemas *fuzzy* e sistemas expertos. A inovação em inteligência de secagem, conservação de energia e controle de processo inteligente são ferramentas que permitiram obter produtos de alta qualidade, reduzir custos operacionais e de energia, aumentar a taxa de produção, otimizar o projeto e os parâmetros operacionais de secadores em escala industrial. O maior uso da AI nos processos de secagem é na modelagem da cinética de secagem, seguida de transferência de calor e massa, propriedades físico-químicas e modelagem de qualidade. O desenvolvimento do IA poderá ser potencializado pelo surgimento de supercomputadores, big data e computação na nuvem.

Martynenko e Misra (2020), forneceram uma visão geral das técnicas e das aplicações de aprendizado de máquina de última geração na secagem de alimentos e biomateriais. Definiram as tecnologias IA como aproximações eficientes e que consumem menos tempo comparados com modelos matemáticos, pelo que são utilizados no modelamento, predição e otimização da transferência de calor e de massa, na execução dos sistemas e na qualidade do produto. Apontam que os maiores desafios se concentram no desenvolvimento de novos sensores de monitoramento do teor de água, assim como redes de sensores sem fio.

Khan *et al.* (2020) também apesentaram as oportunidades e desafios das aplicações de secagem de alimentos usando aprendizagem de máquina. Apresentaram algumas abordagens na modelagem, na predição de propriedades, caracterização microestrutural e otimização de parâmetros de processo. Entre os trabalhos encontrados, encontra-se processos usando técnicas de aprendizagem de máquina como redes neuronais multicamadas de alimentação direta (MFNN), redes neurais de alimentação direta (FNNs), redes neurais de alimentação direta (ANNs), algoritmos genéticos (GA) e modelos híbridos de redes neurais com lógica difusa (neuro-*fuzzy*).

Hosseinpour e Martynenko (2020), apresentaram uma revisão das aplicações de lógica difusa na tecnologia de secagem para resolver problemas de modelagem não linear, simulação, reconhecimento de padrões, agrupamento, classificação, controle e otimização. Também definem o processo de secagem como de natureza dinâmica, altamente não linear, instável, fortemente interativa e sucessivamente interconectada da secagem limitada a observabilidade e controlabilidade do processo. Os modelos de inteligência artificial (AI) atraíram recentemente muita atenção na tecnologia de secagem devido à sua tolerância à incerteza e complexidade do processo. A tecnologia fuzzy é um método revolucionário para modelagem e controle de processos complexos em condições de incertezas, que requerem alternativas de aproximação rápida, é uma ferramenta eficaz na modelagem, previsão, otimização, diagnóstico, monitoramento e controle de secagem onde a complexidade e a incerteza são parte integrante do processo. Na modelagem e no controle diferentes metodologias são apresentadas tais como ANFIS, MFIS, ANN, fuzzy, PID e suas variações. Algumas características dos sistemas fuzzy radicam em que não são sensíveis a dados irrelevantes ou redundantes, enquanto isso é prejudicial para uma rede neural, resultando em baixa convergência de treinamento, estrutura complexa, matrizes maciças de peso/bias e alto custo computacional. A principal limitação dos sistemas difusos é que a complexidade dele aumenta exponencialmente com o aumento do número de entradas. Uma desvantagem da abordagem neuro-fuzzy é que embora seja adaptativa e possa melhorar muito o desempenho de sistemas puramente fuzzy devido aos efeitos sinérgicos dos paradigmas fuzzy e ANN, a aplicação de tais sistemas híbridos é restrita ao aprendizado supervisionado.

Rahman *et al.* (2015) otimizaram a secagem solar de arroz usando um algoritmo genético (GA). Os resultados indicaram que entre 40 e 50 °C de temperatura, entre 1,3 e 1,5 m s⁻¹ de fluxo de ar, o tempo de secagem encontra-se entre 120 e 180 min. O experimento foi conduzido com 70 % de umidade relativa ambiente, com velocidade média do ar de 1 m/s, foram utilizados três valores de temperaturas de secagem iguais a 33, 41 e 47 °C. De acordo com o algoritmo genético, a temperatura ótima de secagem do arroz é 47 °C com aproximadamente 120 min de secagem, e teve uma redução do consumo de energia do 17,75 %. Foi utilizado um indicador de desempenho da energia específica definido como a razão entre a energia total fornecida e a quantidade de água evaporada durante o processo de secagem.

Dai *et al.* (2018) desenharam um controle efetivo para secagem de trigo em um secador de fluxo misto. Foi escolhido um controlador que combinava um PID tradicional, um algoritmo SVM (*support vector machine*) e um algoritmo genético GA. Este algoritmo foi selecionado sobre um MPC, já que este último ainda é baseado em modelos matemáticos com multiplex simplificações com base em suposições e observações. O SVM foi usado como modelo do sistema e o GA permitiu otimizar os parâmetros do PID, melhorando a estabilidade,

a precisão e a rapidez do sistema com base no consumo de energia. Como resultados, o controlador apresentou um erro menor ao 0,002 % do teor de água, com um ISE de 0,004091, e em comparação com o PID tradicional menos sobressinal, menor erro estacionário e menor tempo de ajuste. Para as simulações a umidade ambiente foi considerada constante, a velocidade do ar aquecido de 12 m s⁻¹, 23 % base úmida o teor de água inicial do produto e 15 % o teor de água final.

Mais uma alternativa aos controladores tradicionais são os controladores preditivos por modelo (MPC), que permitem prever a resposta futura da planta baseada em um modelo do processo e por meio de algoritmos de otimização, determinar as variáveis manipuladas para atingir os valores desejados do controle. Os MPC são ótimos para sistemas com múltiplas entradas e múltiplas saídas, sistemas não lineares com atrasos importantes e restrições de processo. Autores como De Temmerman et al. (2009), tem desenvolvido e avaliado controles robustos na área de secagem. Os autores desenvolveram uma estratégia de controle MPC não linear para o processo de secagem de massa, baseado no seguimento de trajetória de uma função de umidade média. O objetivo foi ajustar os parâmetros de entrada de temperatura do ar e umidade relativa (MISO), reduzindo o tempo de secagem e desse modo o consumo de energia. O processo de secagem foi modelado baseado na lei de transferência de massa de Fick, o qual foi linearizado com o objetivo de reduzir o tempo de processamento do controlador. No projeto também foram testadas mais duas estratégias de controle, PID e SISO MPC (controle da temperatura do ar), embora o menor desvio médio entre a concentração média de umidade do produto e a curva de trilha de referência foi de 0,29 % para a controle proposto por eles, o MISO MPC.

Santos *et al.* (2019), desenvolveram um controle de umidade eficiente no processo de elaboração de placa de fibra de densidade média (MDF). O processo foi modelado como uma caixa cinza, e foi implementado um MPC não linear com uma estimativa de horizonte móvel, conseguindo assim manter a umidade entre a faixa de operação aceitável de \pm 0,5 %. À medida que a umidade da fibra foi estabilizada o controlador encontrou um ponto de ajuste de temperatura viável para reduzir o fluxo de ar quente, economizando energia.

O MPC apesar de ser uma estratégia robusta, requer um modelo matemático preciso do sistema para previsão e otimização, em contrapartida, o *machine learning* não precisa de modelo. Os sistemas inteligentes com aprendizado permitem encontrar soluções que não podem ser encontradas antecipadamente (complexos e desconhecidos), permitem melhorar constantemente e adaptar-se a ambientes que variam no tempo. Quando falamos de aprendizagem de máquina encontramos três grandes grupos: aprendizagem supervisado, aprendizagem por reforço e aprendizagem não supervisado.

Na aprendizagem supervisado é conhecido o resultado, é inferida uma saída segundo uma entrada, tal é o caso das redes neurais. No aprendizado não supervisado não se tem conhecimento das saídas e o que se busca é encontrar padrões nos dados, usado em soluções de agrupamento. Na aprendizagem por reforço (RL) não tem saídas corretas, só tem recompensas, e tem como objetivo encontrar o comportamento ótimo de controle. O princípio do RL é a interação com um sistema através de estados e ações, e recebe recompensas como realimentação pelo desempenho. Um sistema de aprendizagem por reforço está composto por duas partes importantes: o primeiro por um ambiente composto por um processo que recebe uma ação gerando um estado e uma função de realimentação; uma segunda parte um agente, com um controlador que recebe os valores do estado e da recompensa, para posteriormente gerar um conjunto de ações. O ambiente é modelado por um processo de decisão de Markov (MDP), com um número finito de espaços de estado e de ações, com uma função de transição de estado, uma função de recompensa e um tempo discreto. O agente é um controlador por realimentação de estado que aprende o mapeamento ideal de estados para ações e que conta com uma política como lei de controle (KOBER, 2019). O método de reinforcement mais popular é o *Q-learning*, o qual gera uma tabela com todos os estados e ações possíveis do processo, para cada opção gera um valor de recompensa, o qual é gerado com as equações de Bellman, consequentemente o sistema guia a melhor ação (a) para cada estado (s). Esta equação permite obter uma estimação dos valores ótimos da função Q(s,a) como combinação de memória adquirida e experiencia futura, onde R é a recompensa, α é o índice de aprendizado entre 0 e 1, que determina em que medida a informação recém-adquirida irá substituir a informação antiga. Quando α igual à 0, o agente não está aprendendo nada além das informações mais recentes e não tem memória de amostras recém-adquiridas; quando α igual à 1, o agente só considera as informações mais recentes e não tem memorias de experiencias passadas. No algoritmo Q-learning, o índice de aprendizagem determina até que ponto a informação recém-adquirida substitui a informação antiga, um fator de 0 faz com que o agente não aprenda nada e 1 faz com que o agente considere apenas as informações mais recentes. O fator de desconto γ ente 0 e 1, determina a importância das recompensas futuras. Um γ baixo indica a preferência pelas recompensas atuais, enquanto um y alto se concentra nas recompensas
de longo prazo (SIMENG e HENZE, 2006a; YANG et al., 2015; KOBER, 2019; WANG et al., 2020).

Os sistemas RL podem usar uma função Q, que constitui uma política com um valor estado-ação. Quando uma função Q tem algum elemento de predição, pode ser desenvolvida com a equação de Bellman com a qual podem ser alcançados retornos máximos (KOBER, 2019). Da literatura encontrada, nenhum trabalho tem feito estudos de secagem usando *reinforcemente learning*, contudo, diferentes autores têm feito pesquisas em outros setores, e as suas metodologias podem ser utilizadas na secagem de café.

Simeng e Henze (2006), fizeram uma análise experimental de um controle RL simulado, para um inventário de armazenamento térmico de prédios ativos e passivos. Propuseram um esquema de controle híbrido, com uma fase de aprendizagem por simulação como um procedimento de orientação, e uma fase de implementação do aprendizado, onde o controlador seria implementado em um ambiente real considerada uma fase de aprendizado refinado ou processo de sintonização. Durante a segunda fase, o controlador poderia corrigir erros não existentes na simulação e descobrir experiências não encontradas na aprendizagem por simulação. Como as variáveis de estado foram utilizadas nas dimensões do prédio e o estado da carga, como ações o valor desejado de temperatura e o valor mínimo de carga e descarga. Na fase de aprendizagem por simulação foi configurado um fator de desconto de 0,65, uma taxa de aprendizagem de 0,15 e um *e-greedy* de 0,1, com um período de treinamento de 4000 a 6000 dias. A tabela com os valores Q da primeira fase foi implementada na segunda fase, para os dois casos: simulação com 0,65 de fator de desconto e uma função decrescente da taxa de aprendizagem que começava em 0,05 e terminava em 0; aprendizagem implementada mantendo o valor do fator de desconto e uma taxa de aprendizagem fixa de 0,01. O controlador conseguiu uma redução do 8,3 % dos custos. Como desvantagem o controlador pode encontrar políticas abaixo do ideal devido a desvios no modelo simulado.

De Gracia *et al.* (2015) desenvolveram um controle de materiais por mudança de fase (PCM) para uma fachada ventilada, baseado em *reinforcement learning*. A utilização de sistemas ativos de armazenamento de energia térmica no setor da construção é apontada como uma opção adequada para reduzir a demanda energética de aquecimento e esfriamento. Os estados do sistema foram representados com a temperatura do PCM, as ações consistiram em não ativar os ventiladores ou ativá-los em um conjunto de velocidades determinadas, a recompensa foi determinada em função da potência de resfriamento fornecida, um fator de

equivalência termoelétrica, o consumo de energia elétrica dos ventiladores e a duração do intervalo de tempo. Para algumas simulações as reduções do consumo de energia chegaram a ser de 17,3 %, e as variações da poupança energética entre os dados meteorológicos previstos e reais foram inferiores a 18 %.

Yang *et al.* (2015), apresentaram um controle para prédios de baixa exergia (trabalho útil máximo possível durante um processo), que consistiu no estudo de sistemas fotovoltaicos/térmicos para aquecimento solar e geração de energia, assim como bombas de calor geotérmicas. Os valores Q da tabela foram atualizados com base nos pesos de uma rede *back propagations* e por batelada. Na fase de aprendizagem foi utilizado um *e-greedy* de 0,3 e uma taxa de aprendizagem exponencial negativa começando em 0,8, já na fase de operação foi implementado um *e-greedy* de 0,01 e uma taxa de aprendizagem de 0,1. A estratégia de controle RL, superou o controle por base de regras (RBC), com mais de 10 % depois do terceiro ano, em termos de demanda de calor, temperatura operacional ótima e compensação efetiva.

Chen *et al.* (2018), desenvolveram um controle ótimo de HVAC com o objetivo de minimizar o consumo de energia e o desconforto térmico para prédios em Miami e em Los Angeles. O modelo do sistema foi simplificado como uma caixa preta. A metodologia de *reinforcement* utilizada foi *Q-learning*, os estados apresentavam o ambiente em um tempo específico com valores de temperatura externa, radiação solar, velocidade do vento e temperatura interna do prédio. As ações consistiam em acionamentos de abertura de janelas, ativação do ar-condicionado e do aquecedor, como recompensa foi utilizado o oposto do índice de desconforto e de carga elétrica, os pesos dos valores podiam ser modificados segundo as prioridades do usuário. Os resultados do *Q-learning* foram comparados com sistemas de controladores heurísticos, demostrando reduções de 13 % e 23 % em consumo de energia do sistema HVAC, 62 % e 80 % menos desconforto, assim como 63 % e 77 % menos horas de alta umidade.

Valladares *et al.* (2019) propuseram um algoritmo de inteligência artificial para as condições subtropicais de Taiwan, com controle de conforto térmico, qualidade do ar em níveis de CO₂ e consumo de energia do sistema HVAC. Foi usada a metodologia de *reinforcement learning* utilizando o processo de tomada de decisões de Markov (MDP) e as técnicas de tabulação *Q-learning*. Os estados do sistema contavam com a informação de temperatura interna, temperatura ambiente, níveis de CO₂, umidade ambiente, temperatura média de radiação e quantidade de pessoas dentro do ambiente. Como ações do sistema foram considerados valores controlados de temperatura (22-27°C) e ativação do sistema HVAC. Como recompensa foi gerada uma função com base nos valores futuros de níveis de CO₂ e consumo energético. Para representar a probabilidade de executar uma ação aleatória (fator *e*-*greedy*) foi gerada uma função logarítmica decrescente dependente do número de ações tomadas. Uma proposta interessante do sistema foi a aplicação de um duplo sistema de aprendizagem com redes neurais. Os resultados da estratégia de controle mostraram que o agente proposto tem níveis de CO₂ 10 % mais baixos do que o sistema de controle *on/off* e *Fuzzy-PD*, enquanto consome cerca de 4-5 % menos energia.

Fu *et al.* (2022), fizeram uma revisão das aplicações de aprendizagem por reforço para o controle da eficiência energética de prédios. Entre as considerações que encontraram de cada cenário, o *Q-learning* que faz parte da categoria de algoritmos por base de valor tem uma taxa de convergência rápida, são usados para espaços de estado pequenos e discretos. Das aplicações que implementam aprendizagem por reforço, 67 % usam *Q-learning*, dessa porcentagem 15 % em ar-condicionado e ventilação mecânica (HVAC), 29 % em redes inteligentes, 13 % em baterias, 2 % em aquecimento de água e um 8 % em aplicações diversas.

Xu *et al.* (2022), implementaram uma rede *Q-learning* para a otimização simultânea da eficiência energética e da ida útil da bateria de um veículo elétrico. RL tem ganhado atenção no gerenciamento de energia pelo baixo custo de computação e ótimo desempenho em economia de energia. Foram utilizadas duas tabelas independentes, a Q1 com a relação de divisão de energia entre a bateria e o ultra capacitor, e a Q2 com o acionamento do ultra capacitor, também foi gerada mais uma tabela Q (*q-learning* hierárquico) juntando a Q1 e a Q2. Foi configurado um *e-greedy* de 0,05, o que significa que a porcentagem do controlador de atuar segundo a experiência já aprendida é de 95 %. Como parte da aprendizagem foram feitas 30000 iterações, assim como 5500 iterações para a soma das recompensas convergir, e a soma das recompensas não aumentou significativamente nas próximas 4500 iterações. A estratégia proposta reduz a perda de capacidade da bateria em 20 % e aumenta o alcance em 1,5 %. O *q-learning* hierárquico reduz a perda da capacidade da bateria em 12 % e aumentou 5 % o alcance, em comparação com Q1 e a Q2.

4 MATERIAL E MÉTODOS

O projeto foi desenvolvido utilizando como base um secador estático (Figura 1) da Faculdade de Engenharia Agrícola (FEAGRI), da Universidade Estadual de Campinas.

Figura 1 - Secador estático no laboratório de Pós-colheita



Este projeto foi desenvolvido em quatro fases:

- Parametrização e implementação do modelo matemático do secador baseando-se no modelo de Thompson, no programa *Matlab/ Simulink*, para prever o teor de água do grão;
- Simulação e ajuste dos controladores locais das variáveis controladas (vazão e temperatura), com estratégias de controle PID;
- Proposta de indicadores de desempenho e indicadores chave de desempenho, para avaliação de controladores, para avaliação de eficiência do processo e de avaliação de secagem;
- Desenvolvimento de um algoritmo de gestão de malhas de controle locais, baseado na metodologia de aprendizagem por reforço buscando reduzir o consumo energético do processo.

A Figura 2 mostra o esquema general do projeto desenvolvido.



Figura 2 - Sistema de gestão de malhas de controle na secagem de café

4.1 DEFINIÇÃO DO MODELO MATEMÁTICO

4.1.1 MODELO DE SECAGEM DO GRÃO DE CAFÉ

Para se determinar as características do ar de secagem foram realizados os cálculos das propriedades psicrométricas do ar de secagem com base nos parâmetros ambientais e do processo de secagem, conforme apresentado na Figura 3. Os dados psicométricos foram calculados com base em duas publicações, a primeira de Albright L.D (1990) e a segunda a ASAE D271.2, definida em 1979 e revisada em 2005 (ASABE STANDARDS, 2006).

Figura 3 - Bloco de propriedades psicrométricas ar de secagem



Primeiramente foram determinadas as características do ar ambiente para depois encontrar as características do ar de secagem. Do ambiente foi determinada a pressão atmosférica (Equação 1) (ASABE STANDARDS, 2006) usando a altitude (alt) de Campinas 685 m, seguidamente foi determinada a razão de mistura do ar ambiente (Equação 3) (ALBRIGHT L.D., 1990) com a pressão atmosférica, a umidade relativa ambiente, a temperatura ambiente e a pressão de vapor saturado (Equação 2) (ASABE STANDARDS, 2006). Finalmente o volume específico foi obtido com a Equação 4 (ALBRIGHT L.D., 1990).

Equação 1 - Pressão atmosférica

 $P_{atm} = 101325 * e^{-0.1249 * alt/1000}$

Equação 2 - Pressão de vapor saturado

 $P_{vs} = 22105649,25 * e^{(A+B*T+C*T^2+D*T^3E*T^4)/(F*T+G*T^2)}$

A pressão de vapor saturada $P_{vs}(P_a)$ foi calculada utilizando os parâmetros iniciados na Tabela 1 (ASABE STANDARDS, 2006) e a temperatura T(K).

Tabela 1 - Índices cálculo de pressão de vapor saturado

А	-27405,526
В	97,5413
С	-0,146244
D	0,00012558
E	-0,00000048502
F	4,34903
G	-0,0039381

A razão de mistura W ($kg_{vapor} kg_{ar seco}^{-1}$) (ALBRIGHT L.D., 1990) foi calculada com a umidade relativa ambiente decimal U_{Ramb}, a pressão atmosférica P_{atm} (P_a), a pressão de vapor saturada P_{vs} (P_a) e a pressão de vapor P_v (P_a). Equação 3 - Razão de mistura

$$W = 0.62198 * \frac{U_{Ramb} * P_{VS}}{P_{atm} - U_{Ramb} * P_{VS}}$$

O volume específico $V_e (m_{ar}^3 kg_{ar seco}^{-1})$ (ALBRIGHT L.D., 1990) foi calculado com a temperatura do ar T(K), a pressão atmosférica P_{atm} (P_a) e razão de mistura W (kg_{vapor} kg_{ar seco}⁻¹).

Equação 4 - Volume específico

$$V_e = \frac{287,05 * T}{P_{atm}} * (1 + 1,6078 * W)$$

Para determinar as condições do ar aquecido foi calculada a pressão de vapor saturado fazendo uso da Equação 2, mas com a temperatura do ar de secagem. Posteriormente foi obtida a pressão de vapor (Equação 5) (ALBRIGHT L.D., 1990) com a razão de mistura do ar ambiente. Consecutivamente foi obtida a umidade relativa do ar já aquecido utilizando a Equação 6 (ALBRIGHT L.D., 1990), a qual relaciona a pressão de vapor com a pressão de vapor saturado. Por último o volume específico do ar aquecido pode ser calculado com a Equação 4 (ALBRIGHT L.D., 1990) em função da temperatura de secagem e a razão de mistura do ar aquecido.

A pressão de vapor P_v (P_a) (ALBRIGHT L.D., 1990) foi calculada com a razão de mistura W ($kg_{vapor} kg_{ar seco}^{-1}$) e a pressão atmosférica P_{atm} (P_a).

Equação 5 - Pressão de vapor

$$P_V = \frac{W * P_{atm}}{0.62198 + W}$$

A umidade relativa decimal U_R (ALBRIGHT L.D., 1990) foi calculada como o cociente da pressão de vapor P_v (P_a) e a pressão de vapor saturada P_{vs} (P_a).

Equação 6 - Umidade Relativa

$$U_R = \frac{P_V}{P_{VS}}$$

Para determinar o teor de água de grão foi implementado o modelo apresentado por Mancilla (2015), para secagem de grãos de café em coco. O trabalho utilizou a metodologia desenvolvida por Thompson, a qual foi avaliada utilizando os dados experimentais de Silva (1991). No trabalho desenvolvido por Silva (1991), apresentou-se o código que permitiu simular a secagem de café em um secador intermitente de fluxos contracorrentes, no presente projeto foram utilizadas funções desse código tais como: cálculo da camada delgada, função de umidificação e cálculo de funções psicrométricas.

O modelo de Thompson *et al.* (1968) consiste na secagem de uma camada delgada de grãos fazendo balanços de calor e massa (Figura 4), este processo é feito de forma iterativa para as seguintes camadas até formar a camada espessa com as dimensões do produto presente no secador. Este modelo semiempírico permite determinar a mudança de umidade dentro dos grãos em uma camada com relação ao tempo, segundo as diferentes temperaturas e vazões mássicas do ar de secagem.





Fonte: Thompson et al. (1968)

Neste trabalho foi considerado o modelo de Thompson com uma coluna de 1 m, formada por 20 camadas delgadas. Para cada intervalo de tempo Δt fixo foram simulados os

balanços de massa e calor, o que permitiu definir o teor de água e temperatura dos grãos, assim como as temperaturas e a razão de mistura do ar de exaustão para cada uma das camadas delgadas (Figura 4). O ar de exaustão de uma camada é o ar de secagem de entrada da camada superior, para a primeira camada o ar de entrada tem as condições psicrométricas de saída do aquecedor, temperatura, umidade relativa, vazão mássica e volume específico. Para o cálculo dos balanços de massa e calor devem ser obtidos os parâmetros a seguir:

Cálculo da razão entre as massas de matéria seca e ar seco R com a equação de Thompson *et al.* (1968) (Equação 7).

Equação 7 - Razão entre as massas de matéria seca e ar seco

$$R = \frac{M_e * V_e * A * \Delta x}{Q_v * \Delta t * 60 * (1+U)}$$

Em que:

- M_e (kg m⁻³): Massa específica aparente do produto;
- $V_e (m_{ar}^3 kg_{ar seco}^{-1})$: Volume específico do ar;
- A (0,04m²): área da camada delgada;
- $\Delta x (0,05m)$: Espessura da camada delgada;
- Q_v (m³ min⁻¹): Vazão volumétrica do ar de secagem;
- Δt (h): Incremento de tempo de secagem.
- U: Teor de água decimal em base seca no tempo t da camada de café em coco.

Cálculo do calor especifico C_P (kJ kg⁻¹ °C⁻¹) para o café em coco utilizando a Equação 8 de Tascon (1984), dependente do teor de água decimal em base seca U.

Equação 8 - Calor específico

$$C_p = 1,674 + 2,510 \frac{U}{U+1}$$

Calculo da temperatura de equilíbrio T_e (Equação 9) onde as temperaturas dos grãos e do ar são iguais, resultado do balanço de calor entre as massas do ar e de grãos (THOMPSON *et al*, 1968).

Equação 9 - Temperatura de equilíbrio

$$T_e = \frac{(0.24 + 0.45 * W_o) * T_o + (C_p * R * (1 + U)) * T_g}{0.24 + 0.45 * W_o + C_p * R * (1 + U)}$$

Em que:

- T_o (°C): temperatura do ar;
- $W_o (kg_{vapor} kg_{ar seco}^{-1})$: razão de mistura do ar de entrada da camada;
- T_g (°C): temperatura da massa de grãos;
- C_P (kJ kg⁻¹ °C⁻¹) Calor específico;
- R: Razão entre as massas de matéria seca e ar seco;
- U: Teor de água decimal em base seca;
- T_e (°C): Temperatura de equilíbrio.

Cálculo da umidade relativa (Equação 10), na temperatura de equilíbrio (THOMPSON *et al*, 1968).

Equação 10 - Umidade relativa na temperatura de equilíbrio

$$U_R = \frac{100 * P_{atm} * W_o}{0.622 + W_o * P_{vs}}$$

Em que:

- Patm: Pressão atmosférica;
- P_{vs} (P_a) Pressão de vapor saturado;
- U_R (%): Umidade relativa na temperatura de equilibrio;
- $W_o (kg_{vapor} kg_{ar seco}^{-1})$: razão de mistura do ar de entrada da camada.

Calculo do teor de água do grão para a condição de equilíbrio (Equação 11) segundo Arteaga (1986).

Equação 11 - Teor de água na condição de equilíbrio

$$U_e = 1.1298 \frac{-\ln (1 - 0.01 * U_R)^{0.5405}}{T_e + 40,535}$$

Em que:

- U_R (%): Umidade relativa na temperatura de equilíbrio;
- T_e (°C): Temperatura de equilíbrio do ar;
- U_e: teor de água do grão para a condição de equilíbrio.

Cálculo da razão de umidade inicial do grão RU_o (Equação 12) (THOMPSON *et al*, 1968).

Equação 12 - Razão de umidade inicial do produto

$$RU_o = \frac{U - U_e}{U_o - U_e}$$

Em que:

- U: Teor de água atual;
- U_{e:} Teor de água de equilíbrio;
- U_o: Teor de água inicial;
- RU₀: Razão de umidade inicial do grão.

O tempo equivalente para alçar a razão de umidade, foi calculado com a Equação 13 apresentada por Pereira (1990) para camadas delgadas de café em coco em função das constantes da Tabela 2.

Equação 13 - Tempo equivalente

$$t_e = \left[\frac{-\ln\left(RU_o\right)}{a * \exp\left(\frac{-c}{T_e}\right)}\right]^{1/b}$$

Em que:

- RU₀: Razão de umidade inicial do grão;
- T_e (°C): Temperatura de equilíbrio;
- t_e: Tempo equivalente.

Constante	Entre 44 e 28 %	Menor a 28 %
a	173705	105,756
b	0,73681	0,60564
c	5533,11	2751,51

Tabela 2 - Valor das constantes segundo o teor de água do grão base úmida

Posterior a secagem, é calculada a nova razão de umidade do grão (Equação 14) Pereira (1990) utilizando as constantes da Tabela 2.

Equação 14 - Razão de umidade final do produto

$$RU_f = exp\left[-a * exp\left(\frac{-c}{T_e}\right) * t_e{}^b\right]$$

Em que:

- t_e: Tempo equivalente (min);
- T_e (°C): Temperatura de equilíbrio;
- RU_f: Razão de umidade final do grão.

O teor de água final do produto em base seca decorrido Δt tempo de secagem, apresentasse na Equação 15.

Equação 15 - Teor de água final do grão

$$U_f = RU_f * (U_0 - U_e) + U_e$$

Em que:

- RU_f: Razão de umidade final do grão;
- U_{e:} Teor de água de equilíbrio;
- U_o: Teor de água inicial;
- U_f: Teor de água final.

Após a retirada do teor de água do grão, esse é recebido pelo ar, e a nova razão de mistura do ar é apresentada na Equação 16.

$$W_f = W_o + R * \left(U_o - U_f \right)$$

Em que:

- W_o (kg_{vapor} kg_{ar seco}⁻¹): razão de mistura do ar de entrada da camada;
- U_f: Teor de água final;
- U_o: Teor de água inicial;
- R: Razão entre as massas de matéria seca e ar seco;
- $W_f (kg_{vapor} kg_{ar seco}^{-1})$: razão de mistura do ar de saída da camada.

Silva (1991), definiu a Equação 17, que representa a entalpia específica de vaporização do produto.

Equação 17 - Entalpia específica de vaporização da água do produto

$$DL = 0,088 * (T_e + 273,16)^2 * U_e^{1,85} \left[-1 + \frac{1}{1 - exp(-0.8851 * (T_e + 40,535) * U_e^{1,85})} \right]$$

Em que:

- U_{e:} Teor de água de equilíbrio;
- T_e (°C): Temperatura de equilíbrio;
- D_L: Entalpia específica de vaporização do produto.

Depois da troca de água entre o produto e o ar, é determinada a temperatura final do produto (Equação 18) (THOMPSON *et al*, 1968) que é a mesma que do ar de saída da camada.

Equação 18 - Temperatura final do ar e do produto

$$T_f = \frac{(0,24+0,45*W_o)*T_e - (W_f - W_o)*(588+DL - T_e) + C_p*R*(1+U)*T_e}{0,24+0,45*W_f + C_p*R*(1+U)}$$

Em que:

- C_P (kJ kg⁻¹ °C⁻¹) Calor específico;
- W_o (kg_{vapor} kg_{ar seco}⁻¹): razão de mistura do ar de entrada da camada;

- W_f (kg_{vapor} kg_{ar seco}⁻¹): razão de mistura do ar de saída da camada;
- T_e (°C): Temperatura de equilíbrio;
- T_f: Temperatura final;
- D_L: Entalpia específica de vaporização do produto.
- R: Razão entre as massas de matéria seca e ar seco;
- U: Teor de água atual.

Pode acontecer que com a temperatura T_f e a razão de mistura final W_f , a umidade relativa seja superior a 100 %, sendo necessário ajustá-la a 100 %. Para realizar essa correção foi feito um novo balanço de energia (Equação 19) (THOMPSON *et al*, 1968), por meio de um processo iterativo que permitiu determinar a temperatura final ajustada T_f , e a razão de umidade final ajustada W_f , para uma umidade relativa igual a 100 %.

Equação 19 - Novos balanços de massa e de energia

$$0,24 * T_f + W_f * (588 + 0,45 * T_f) + (W_{f'} - W_f) * T_f + C_p * R * (1 + U) * T_f$$

= 0,24 * T_{f'} + W_{f'} * (588 + 0,45 * T_{f'}) + C_p * R * (1 + U) * T_{f'}

Em que:

- C_P (kJ kg⁻¹ °C⁻¹) Calor específico;
- W_{f'} (kg_{vapor} kg_{ar seco}⁻¹): razão de mistura do ar de saída da camada ajustada;
- W_f (kg_{vapor} kg_{ar seco}⁻¹): razão de mistura do ar de saída da camada;
- T_f: Temperatura final;
- T_f: Temperatura final ajustada;
- R: Razão entre as massas de matéria seca e ar seco;
- U: Teor de água atual.

Foi aplicado o processo empregado por Silva, (1991), que baseou-se em um método de interpolação linear no qual são efetuados incrementos e decrementos em valores de $T_{f'}$ e $W_{f'}$, calculados com a Equação 20.

Equação 20 - Razão de mistura final ajustada

$$W_{f'} = \frac{0.24 * T_f + W_f * (588 + 0.45 * T_f) - W_f * T_f + C_p * R * (1 + U) * (T_f - T_{f'}) - 0.24 * T_{f'}}{588 + 0.45 * T_{f'} - T_f}$$

Posterior ao ajuste dos valores, o excesso de água é reabsorvido conforme a Equação 21.

Equação 21 - Teor de água final do grão ajustada

$$U_{f'} = U_f - \frac{W_{f'} - W_f}{R}$$

Em que:

- U_f: Teor de água final;
- Uf: Teor de água final calculado;
- $W_{f'}$ (kg_{vapor} kg_{ar seco}⁻¹): razão de mistura do ar de saída da camada ajustada;
- $W_f (kg_{vapor} kg_{ar seco}^{-1})$: razão de mistura do ar de saída da camada;
- R: Razão entre as massas de matéria seca e ar seco;

Para a simulação da umidade do grão no presente trabalho foram feitas as considerações da tabela a seguir.

Tipo de Café	Café em coco
Area transversal da camada	0,04 m ²
Altura da camada dx	0,05 m
Altura total do produto h	1 m
Número de camadas	20
Massa especifica inicial do produto	406 kg m ⁻³
Intervalo de umidade do grão base seca	0,12-0,72
Intervalo da Temperatura de Secagem	30 °C-60 °C
Intervalo da vazão mássica de secagem	$3,2-8 \text{ kg min}^{-1}$

Tabela 3 - Considerações feitas para simular o modelo de Thompson

4.1.2 MODELOS MATEMÁTICOS DOS ATUADORES

As funções de transferência dos atuadores foram obtidas empregando a ferramenta de identificação de sistemas de *Matlab-Simulink* (Identification toolbox), para o qual foi necessário instalar um sistema de aquisição de dados em tempo real para as variáveis de temperatura, velocidade do vento, umidade relativa e estado dos atuadores. O secador estático do laboratório conta com 3 colunas das quais para o nosso projeto só foi utilizada uma, a coluna central. Para assegurar que o fluxo do ar fosse direcionado unicamente para a coluna central foram utilizadas duas tampas de acrílico com parafusos para fechar os dutos laterais do secador.

4.1.2.1 MODELO MATEMÁTICO DO VENTILADOR

Para determinar a função de transferência do ventilador, foi determinado o comportamento da velocidade do vento em m/s a entrada de frequência (0-60 Hz). O atuador utilizado foi um ventilador acoplado a um motor elétrico trifásico marca *Weg* de 1 CV de potência com 3420 rpm e um consumo de 1,48 A acionado por um inversor de frequência *Siemens* Micromaster 440.

Para medir a velocidade e a temperatura do ar dentro do duto foi utilizado o anemômetro *Dwyer* VTT-V-D-R-2, com um intervalo de leitura de 0 a 20 m s⁻¹ e de 0 a 100 °C de temperatura, esse transmissor conta com saída de realimentação das duas variáveis de 0 a 10 V de tensão contínua. (DWYER, 2009)

Como sistema de aquisição de dados foi utilizada uma placa DAQ 6009 da *National Instrument* a qual junto com o software *LabView* permitiu gerar uma interface gráfica do processo (Figura 5) e um arquivo CSV com os valores das variáveis do sistema.

As variáveis analisadas foram temperatura e velocidade do vento com o anemômetro *Dwyer*, além do estado (ligado/desligado) dos atuadores.





Na Figura 5, apresenta-se a interface do programa *LabView*, que além das variáveis já mencionadas contava com espaços para as variáveis de temperatura e umidade ambiente. Essas últimas variáveis foram obtidas usando uma placa Arduino Mega 2560 (Figura 6), um sensor de temperatura DS18B20 da *Dallas Instruments* com protocolo de comunicação 1-fio e um sensor de umidade relativa porcentual DHT11.

Figura 6 - Conexão elétrica Arduino, DS18B20 e DHT11



Os dados da Frequência do motor em Hz foram inseridos manualmente e foi ensaiado o comportamento da velocidade do ar em malha aberta a frequências entre 20 Hz e 60 Hz, a cada 10 Hz, o período de amostragem foi de 0,14 s.

Posteriormente para cada grupo de dados foi determinado o modelo que mais o representava, para isso utilizamos o toolbox de *MatLab* de identificação de sistemas. Esta ferramenta utiliza o melhor ajuste, conhecido como *Best FIT* (Equação 22), utilizando os valores estimados e os dados reais para a validação. Nesta equação y é a saída medida, \hat{y} é a saída do modelo simulado e \bar{y} é a média de y.

Equação 22 - Porcentagem da saída que o modelo reproduz, Best FIT

Best FIT =
$$\left(1 - \frac{|y - \hat{y}|}{|y - \bar{y}|}\right) * 100$$

O ventilador foi estimado por função de transferência com 2 polos em tempo contínuo (Equação 23).

Equação 23 - Função de transferência sistemas de segunda ordem

$$G(s) = \frac{K * w_n^2}{s^2 + 2 * \xi * w_n * s + w_n^2}$$

Tendo determinado a função de transferência com dois polos (Equação 23), foram identificadas as características para cada função, o ganho K, a frequência natural do sistema w_n e o índice de amortecimento ξ . Sendo que as caraterísticas para cada função apresentaram diferenças, foi feita uma equivalência (Tabela 4) com um sistema massa mola amortecedor (Equação 24), este sistema mecânico foi representado no *Simulink* (Figura 7) e acrescentada uma função que dependendo do valor da variável manipulada (frequência aplicada no inversor do motor do ventilador) modifica as caraterísticas mecânicas do sistema.

Equação 24 - Função de transferência massa-mola-amortecedor

$$G(s) = \frac{X(s)}{F(s)} = \frac{1/m}{s^2 + b/m * s + km/m}$$

Tabela 4 - Equivalência de Sistemas

Massa-mola-amortecedor	Sistema de 2da ordem
m	$1/(k * w_n^2)$
b	$(2 * \xi)/k * w_n$
km	1/k

Figura 7 - Diagrama de blocos do modelo do ventilador



Para o aquecedor não foi usada a velocidade do ar e sim a vazão mássica (Equação 25), pelo que foi determinado o volume específico utilizando o bloco psicrométrico de propriedades do ar de secagem.

Equação 25 - Cálculo de Vazão mássica

 $v_m[k_g/min] = \frac{60 * 0,0675 \ [m^2] * velocidade[m/s]}{v_e[m^3/k_g]}$

4.1.2.2 MODELO MATEMÁTICO DO AQUECEDOR

Como aquecedor, foi utilizado um banco de 6 resistências de 1 kW cada uma a 220 V de tensão e corrente alterna, ativado por 3 relés de estado sólido controlados por PWM. Para determinar a função de transferência do aquecedor, determinou-se o comportamento da temperatura modificando a frequência do inversor do ventilador e o *duty-cycle* do PWM que ativa os relés de estado sólido conectados ao circuito de resistências.

Para medir as temperaturas de secagem, ambiente e de exaustão, foram utilizados três sensores digitais DS18B20 da *Dallas Instruments*, os quais podem medir temperaturas entre -55 °C e 125 °C e enviam o valor de temperatura usando o protocolo de comunicação 1-Fio. O sensor de umidade relativa ambiente percentual utilizado foi o DHT11. A placa de aquisição dos dados foi um Arduino Mega 2560 (Figura 8) com comunicação serial RS232 para o supervisório desenvolvido em *LabView*.



Figura 8 - Conexão elétrica Arduino, 3 DS18B20, SPST e DHT11

O software *LabView* da *National Instruments* permitiu gerar uma interface gráfica do processo e obter um arquivo CSV com os valores das variáveis do sistema no tempo. No painel do aquecedor (Figura 9) se apresentam os valores das temperaturas, umidade ambiente e o estado da resistência, também foram inseridos manualmente os valores de porcentagem de PWM de ativação das resistências e da frequência do motor.

Figura 9 - LabView Front Painel Aquecedor



Foram realizados vinte e quatro ensaios do comportamento da temperatura em malha aberta modificando-se a frequência do ventilador (dentro da faixa de 30 Hz e 60 Hz, com incrementos de 10 Hz) e a porcentagem do PWM das resistências (dentro da faixa de 10 % até 60 %, com incrementos de 10 %). O período de amostragem da DAQ foi de 0,1 s, o PWM foi gerado pela placa Arduino a uma frequência de 490 Hz.

Posteriormente para cada grupo de dados foi determinado o modelo mais representativo para isso, utilizou-se o *toolbox System Identification* do programa *MatLab*.

O comportamento do aquecedor foi aproximado para uma função de transferência com dois polos em tempo contínuo. Seguindo o mesmo processo descrito para a modelagem do ventilador, foram identificadas as caraterísticas do sistema e as equivalências com os parâmetros do sistema mecânico. O sistema mecânico (banco de resistores) foi modelado no *Simulink*, Figura 10.

Figura 10 - Modelo Simulink Aquecedor



Foi acrescentada uma função (bloco fcn) que dependendo do valor da variável manipulada (PWM dos relés de estado solido) e da vazão mássica, modifica as caraterísticas mecânicas do sistema.

4.2 DESENVOLVIMENTO E SIMULAÇÃO DAS ESTRATÉGIAS DE CONTROLE LOCAIS

Partindo dos modelos matemáticos dos atuadores, foram desenvolvidas duas estratégias de controle local PID, para os subsistemas de vazão mássica e temperatura do ar. As variáveis manipuladas foram a frequência do ventilador (valores entre 0 e 60 Hz) e a porcentagem de PWM no aquecedor (valores entre 0-100 %).

Segundo Garcia (2017), para a sintonia dos controladores PID pode se utilizar diferentes métodos, tais como: Ziegler e Nichols; CHR; Cohen-Coon e 3C. Estes permitem identificar os parâmetros de controlador PID a partir dos dados de ganho k, de constante de tempo τ e do valor de tempo morto θ , em sistemas de primeira ordem com tempo morto. Sistemas de segundo ordem, como foi no caso dos modelos dos atuadores do projeto, podem ser aproximados a sistemas de primeira ordem com tempo morto utilizando a expressão apresentada a continuação.

Equação 26 - Sistema de primeira ordem com tempo morto

$$G_{(s)} = \frac{B_{(s)}}{M_{(s)}} = G_V * G_P * G_M = \frac{K * e^{-\theta * s}}{\tau * s + 1}$$

Para cada modelo de segunda ordem dos atuadores, foram gerados modelos equivalentes de primeira ordem com tempo morto. Seguindo as recomendações do Garcia (2017) foram calculados os parâmetros dos controladores PID e PI seguindo cada um dos métodos apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Parâmetros de ajuste PID

Método	Кр	Ti	Td
CHR Servo PI	$\frac{0,35 * \tau}{k * \theta}$	1,16 * τ	
CHR Servo PID	$\frac{0,6*\tau}{k*\theta}$	τ	$\frac{\theta}{2}$
CHR Regulatório PI	$\frac{0.6 * \tau}{k * \theta}$	$4 * \theta$	
CHR Regulatório PID	$\frac{0,95 * \tau}{k * \theta}$	2,375 * θ	0,421 * <i>θ</i>
CHR Mp 20% PI	$\frac{0,6*\tau}{k*\theta}$	τ	
CHR Mp 20% PID	$\frac{0,95 * \tau}{k * \theta}$	1,357 * τ	0,473 * <i>θ</i>
Cohen-Coon PI	$\frac{1}{k} * \left(\frac{0.9 * \tau}{\theta} + \frac{1}{12}\right)$	$3 * \theta * \frac{10 + \frac{\theta}{\tau}}{9 + \frac{20 * \theta}{\tau}}$	
Cohen-Coon PID	$\frac{1}{k} * \left(\frac{4 * \tau}{3 * \theta} + \frac{1}{4} \right)$	$\theta * \frac{32 + \frac{6 * \theta}{\tau}}{13 + \frac{8 * \theta}{\tau}}$	$\frac{4*\theta}{11+\frac{2*\theta}{\tau}}$
3C PI	$\frac{0,928}{k} * \left(\frac{\tau}{\theta}\right)^{0,946}$	$0,928 * \tau * \left(\frac{\theta}{\tau}\right)^{0,583}$	
3C PID	$\frac{1,37}{k} * \left(\frac{\tau}{\theta}\right)^{0,95}$	$0,74 * \tau * \left(\frac{\theta}{\tau}\right)^{0,738}$	$0,365 * \tau * \left(\frac{\theta}{\tau}\right)^{0,95}$

Ziegler e Nichols PI	$\frac{0,9*\tau}{k*\theta}$	$\frac{10*\theta}{3}$	
Ziegler e Nichols PID	$\frac{1,2 * \tau}{k * \theta}$	2 * <i>θ</i>	$\frac{\theta}{2}$

Fonte: Garcia (2017)

4.2.1 CONTROLE TRADICIONAL

O secador estático original contava com um controle em malha aberta do fluxo do ar, que era modificado manualmente limitando o ingresso de ar ao ventilador por meio de uma portinhola. O controle de temperatura contava com um controlador K49E da *Coel*, com uma estratégia *ON/OFF* e um sensor de temperatura PT100 instalado no plenum. Já para as simulações foram implementadas estratégias de controle local PID para as duas malhas de controle. Neste tipo de controle os *set points* das malhas permaneceram fixos, onde foram escolhidos *set points* de temperatura na faixa de 30 até 60 °C, temperaturas que não danificam a qualidade do produto e que foram utilizadas por diversos autores (PARRA-CORONADO *et al.*, 2008, 2017; ZULUAGA-BEDOYA e GOMEZ, 2015; CORADI *et al.*, 2017; ANDRADE *et al.*, 2019;). Para os valores do *set point* de vazão mássica foi feito um cálculo com duas limitações de ingresso do ar ao ventilador, obtida a velocidade do ar e calculada a vazão mássica para esse momento tendo em conta as condições ambientais.

4.3 CÁLCULO DE PI'S E KPI'S

Para a avaliação das duas malhas controle local de temperatura e fluxo do ar, foi utilizado o erro quadrático integrado (Equação 27). O erro é determinado com base na diferencia entre o valor desejado e a variável de processo medida, nesse caso vazão e temperatura do ar. Foram escolhidas as constantes do controlador PID com o menor erro quadrático integrado.

Equação 27 - Erro quadrático integrado ISE

$$ISE = \int_{t1}^{t2} [erro(t)]^2 dt$$

Do processo de secagem os índices propostos foram: O consumo de energia do sistema e o teor de água retirado do grão. O consumo de energia total (Equação 28) foi calculado a partir da potência utilizada no ventilador (Pvent) e no banco de resistências no tempo (Pr).

Equação 28 - Consumo de energia

$$energia = \int_{t1}^{t2} Pvent(t)dt + \int_{t1}^{t2} Pr(t)dt$$

A potência consumida pelo ventilador foi obtida para sete frequências de trabalho usando o parâmetro R0032 (potência real) do inversor Micromaster 440, como apresentadas na Tabela 6.

Tabela 6 - Potência	real	do	ventilador
---------------------	------	----	------------

Frequência (Hz)	Potência (kW)
0	0
10	0,01
20	0,03
30	0,06
40	0,12
50	0,2
60	0,32

Por interpolação polinomial foi determinada a Equação 29 que relaciona a frequência e a potência consumida pelo ventilador.

Equação 29 - Potência do ventilador

 $P_{vent} = 0,0001 * H_z^2 - 0,0014 * H_z + 0,0067$

O aquecedor conta com um circuito delta trifásico de 6 resistências agrupadas em três pares. A potência (Equação 30) foi calculada com a tensão de linha (V_L 220 VAC) e a corrente de linha (I_L 15 A).

Equação 30 - Potência da resistência

$$P_r = \frac{3 * V_L * I_L}{\sqrt{3}}$$

Como indicador chave de desempenho foi proposto um cálculo de eficiência de secagem que relaciona o fator de umidade retirada porcentual com o índice de consumo de energia (Equação 31). Procurou-se o maior KPIs o que significa a maior extração de água do grão com menos consumo de energia. Rahman *et al.* (2015), utilizaram um indicador similar na otimização de secagem de arroz, nomeado como consumo específico de energia, definido como a razão entre a energia total fornecida e a quantidade de água evaporada durante o processo de secagem.

Equação 31 - KPI

$$KPI = \frac{\Delta teor \ de \ Umidade \ \%}{\Delta Energia \ KWh}$$

O intervalo utilizado foi de uma hora, para o cálculo de energia e do indicador chave de desempenho, mesmo tempo que foi utilizado para a previsão do teor de água do modelo de Thompson.

4.4 DESENVOLVIMENTO E VALIDAÇÃO DO ALGORITMO DE MALHAS DE CONTROLE GLOBAL

Foi usada a metodologia de *reinforcement learning* (RL pelo acrônimo em inglês), nesta metodologia o controlador é tratado como um agente que pode agir mediante uma lista de ações e estados predeterminados. Para cada função ação-estado o agente recebe uma recompensa, o objetivo do algoritmo é conseguir a maior quantidade de recompensa possível enquanto explora e aprende do ambiente. A estrutura básica desta metodologia encontra-se na Figura 11. Figura 11 - Estrutura básica aprendizagem por reforço



Fonte: Simeng e Henze (2006a)

Na Figura 11 apresenta-se um bloco secador, que para o experimento representa os atuadores com o controle local e o produto sendo seco, com todas as variáveis psicrométricas e a previsão do teor de água do grão. Foram usados como estados observáveis o teor de água médio (base seca) e a temperatura média das 20 camadas de grão. As ações foram definidas como os valores desejados da vazão mássica e da temperatura de secagem. Como recompensa foi usado o indicador chave de desempenho, KPI (Equação 31).

A aprendizagem por reforço foi baseada na equação de Bellman (Equação 32) com tabela de valores Q, uma taxa de aprendizagem de 0,1, um fator de desconto de 0,95, uma temperatura ambiente de 14 °C e umidade relativa ambiente de 73 %. Como política para tomar ações o sistema procura o maior valor Q para o estado atual dos grãos e aplica as ações ótimas segundo o aprendido. A equação de Bellman e alguns dos seus termos podem ser explicados da seguinte maneira: O estado s_{t+1} é o estado gerado depois de ter sido aplicada certa ação a_t sobre um estado inicial s_t, essa mesma ação gera uma recompensa R_T, posteriormente o sistema escolhe a ação que tem o maior valor Q (estimativa de valor futuro) para o estado s_{t+1}, já com

Equação 32 - Equação de otimização de Bellman



O processo de aprendizagem ocorre em episódios, que para nosso sistema de secagem equivalem a secados completos do grão de café. Esse processo ocorreu na seguinte ordem: O primeiro passo do processo de aprendizagem foi obter um valor aleatório do estado do grão (teor de água e temperatura segundo o caso), começado o processo de secagem foi calculado o fator ganancioso seguindo a função do *e-greedy*, este representa a probabilidade de executar uma ação aleatória continuando a fase de exploração ou de selecionar uma ação baseada na experiencia adquirida. Tendo selecionado a ação e levando em conta o estado do grão, foi gerado um ciclo de secagem de uma hora, quando finalizado foram determinados os valores de recompensa e o novo estado do grão (temperatura média e teor de água média do grão ao final do ciclo). Com esses valores gerou-se o novo valor Q usando a equação de otimização de Bellman, seguidamente, se o teor de água média do grão em base úmida fosse inferior a 0,12 o ciclo seria finalizado e imediatamente começaria mais um episódio. Caso a umidade média do grão em base úmida fosse superior a 0,12 começaria mais uma hora de secagem selecionando a nova ação com a função *e-greedy*. Na Figura 12 apresentasse o fluxograma do processo de aprendizagem.

Figura 12 - Fluxograma fase de aprendizagem



Para a fase de aprendizagem foram estudados 4 casos:

1. Um sistema MIMO, tendo como entradas o teor de água em base seca decimal na faixa de 0,12 até 0,72 com 3 decimais e a temperatura do grão na faixa de 14 até 60 °C com um decimal. As duas saídas do sistema corresponderam com os set points dos sistemas de ajuste de vazão mássica na faixa de 3,2 até 8 kg min⁻¹ (apenas um decimal de resolução) e de temperatura de secagem, na faixa de 30 até 60 °C (unicamente valores inteiros). Como resultado foi gerada uma tabela Q de dimensões 601 x 461 x 1519, a primeira dimensão contém os valores dos teores médios de água do grão, a segunda os valores de temperatura médios do grão e a última uma combinação das possíveis ações, conformada por segmentos de temperaturas de secagem com subdivisões de vazões mássicas. Foi aplicado um e-greedy dinâmico (Equação 33) que a cada hora da secagem era comparado com um número aleatório entre 0 e 1, se esse número aleatório fosse maior ao e-greedy, o sistema escolhia a ação com base na maior recompensa que o controlador já conhecia e no caso contrário o controlador explora novas áreas do ambiente. A probabilidade de exploração diminuía à medida que o controlador aprendia. Neste sistema foram implementados 80000 episódios, passados 64000 episódios a seleção das ações foi baseada na experiência adquirida. Este sistema foi denominado de "MIMO e-vvel".

Equação 33 - E-greedy em função do episódio, caso 1

$$e_{greedy_{(episódio)}} = \begin{cases} 1 - \frac{episódio}{64000}, & se \ episódio \le 64000\\ 0, & se \ episódio > 64000 \end{cases}$$

2. Um sistema MIMO similar ao apresentado no caso 2, com um parâmetro *e-greedy* fixo com valor de 0,3. Neste sistema foram implementados 80000 episódios, passados 64000 episódios a seleção das ações foi baseada na experiencia adquirida. Este sistema foi denominado de "MIMO e-fixo".

3. Um sistema MIMO, tendo como entradas o teor de água e temperatura do grão. O teor de água expresso em base seca decimal na faixa de 0,12 até

0,72 com 3 decimais e resolução de 0,002. A temperatura do grão na faixa de 14 até 60 °C com um decimal e resolução 0,1. As duas saídas do sistema corresponderam com os set points dos sistemas de ajuste de vazão mássica na faixa de 3,2 até 8 kg min⁻¹ (apenas um decimal de resolução) e de temperatura de secagem, na faixa de 30 até 60 °C (unicamente valores inteiros). Como resultado foi gerada uma tabela Q de dimensões 301 x 461 x 1519, a primeira dimensão contém os valores dos teores médios de água do grão, a segunda os valores de temperatura médios do grão e a última uma combinação das possíveis ações, conformada por segmentos de temperaturas de secagem com subdivisões de vazões mássicas. Foi aplicado um e-greedy dinâmico (Equação 34) que a cada hora da secagem era comparado com um número aleatório entre 0 e 1, se esse número aleatório fosse maior ao e-greedy, o sistema escolhia a ação com base na maior recompensa que o controlador já conhecia e no caso contrário o controlador explora novas áreas do ambiente. A probabilidade de exploração diminuía à medida que o controlador aprendia. Neste sistema foram implementados 50000 episódios, passados 32000 episódios a seleção das ações foi baseada na experiência adquirida. Este sistema foi denominado de "MIMO e-vvel BR".

Equação 34 - E-greedy em função do episódio, caso 3

$$e_{greedy_{(epis\acute{o}dio)}} = \begin{cases} 1 - \frac{epis\acute{o}dio}{32000}, & se \ epis\acute{o}dio \le 32000\\ 0, & se \ epis\acute{o}dio > 32000 \end{cases}$$

4. Um sistema MIMO similar ao apresentado no caso 3, com um parâmetro *e-greedy* fixo com valor de 0,3. Este sistema teve 50000 episódios de aprendizado, passados 32000 episódios a seleção das ações foi baseada na experiência adquirida. Este sistema foi denominado de "MIMO e-fixo BR".

Na fase de operação do controle global foi realizada a simulação de um processo de secagem controlado mediante os sistemas descritos nos quatro casos anteriores. A Figura 13, mostra o diagrama de fluxo desta fase.





Para comparar os quatro controles globais, foi proposto o indicador de avaliação do processo (Equação 35) que relaciona o consumo (kWh) e o tempo em horas de secagem. Para cada teste foram obtidos os valores máximos e mínimos com o fim de normalizar os valores e ter um indicador entre zero e um. Um indicador com valores mais próximos ao zero significa um processo de secagem com menor consumo energético e menor tempo de secagem.

Equação 35 - Indicador de avaliação da secagem

$$Ias = \left(\frac{consumo - consumo_{minimo}}{consumo_{máximo} - consumo_{minimo}}\right) * 0,5 + \left(\frac{Tempo - Tempo_{minimo}}{Tempo_{máximo} - Tempo_{minimo}}\right) * 0,5$$

Depois de obter o indicador foi selecionado o controlador global com menor indicador acumulado, o qual comparou-se posteriormente com os dois casos de secagem tradicional, os quais mantem a vazão mássica e a temperatura de secagem fixa. Os processos foram simulados com diferentes valores de teor de água inicial (0,71, 0,63 e 0,55 em base seca) a diferentes condições ambientais (Tabela 7). Foram consideradas as condições mínimas e máximas de temperatura ambiente e umidade relativa de Campinas, para o primeiro dia dos meses de janeiro, fevereiro e março de 2022, assim como junho, julho e agosto de 2021 (METEORED, [s.d.]).

	Temperatura Ambiente °C	Umidade Relativa ambiente %
	21	88
Junho-Agosto 2022	21	39
	14	88
	14	39
Janeiro-Março 2021	32	96
	32	43
	20	96
	20	43
Treinamento	14	73

Tabela 7 - Condições ambientais para os testes de avaliação

Tanto para os controladores tradicionais como para os controladores globais de aprendizagem por reforço foram gerados os indicadores de avaliação de secagem e o indicador chave de desempenho para cada teste.

METEORED, [s.d.]

5.1 MODELOS MATEMÁTICOS

5.1.1 MODELO DE SECAGEM DO GRÃO DE CAFÉ:

O teor de água do grão simulado, foi obtido mediante a implementação do modelo trabalhado por Mancilla (2015), para secagem de grãos de café em coco, o trabalho que usa a metodologia desenvolvida por Thompson e que foi avaliado utilizando os dados experimentais de Silva (1991).

A Figura 14 apresenta os resultados da simulação da secagem de café em camada estática com os parâmetros utilizados por Parra-Coronado *et al.* (2008). Nesta simulação de camada estática foi reduzido a umidade média do grão de 39,1 % para 11,2 % base úmida, utilizando uma camada de 0,3 m, temperatura ambiente de 21 °C, umidade relativa ambiente de 17 %, altitude 1310 m, seção transversal de 1 m², com uma vazão de 7,6 m³min⁻¹ a uma temperatura de 39,5 °C.

Figura 14 - Resultados de simulação para o teor de água em decimal base seca apresentados por Parra-Coronado *et al.* (2008) para um secador estático por camada



Na Figura 15 apresentam-se os resultados ao simular a secagem do grão com sete diferentes temperaturas de secagem e quatro vazões mássicas para o secador estático do presente projeto, considerando as características do secador, o comportamento e o controle dos atuadores. A simulação foi feita com 73 % de umidade relativa ambiente e com 25 °C de temperatura ambiente.



Figura 15 - Comportamento do teor de água média do grão á diferentes temperaturas e a diferentes vazões

As diferenças das taxas de secagem na Figura 15 em função da temperatura são evidentes, tanto na velocidade de perda, quanto no tempo de secagem. Já as diferenças das vazões são menores, encontram-se no intervalo de 3 horas de secagem. É possível identificar nos gráficos, uma oscilação do comportamento do teor de água quando se encontra com valores próximos de 0,4 umidade em base seca, equivalente a 28 % de umidade em base úmida, já que a função de cálculo da razão do teor de água do grão tem uma mudança das constantes nesse valor, o que produz a variação.

5.1.2 MODELOS MATEMÁTICOS DOS ATUADORES

5.1.2.1 MODELO MATEMÁTICO DO VENTILADOR

Com o sistema de aquisição de dados do ventilador foi obtido o comportamento da variável de velocidade do ar, modificando as frequências do inversor que aciona o motor do ventilador. Na Figura 16 apresenta-se os resultados do sistema em malha aberta. O comportamento expõe um sistema com um regime estável, mas com diferenças de amplitude e tempo de estabilização para cada frequência.





A função de transferência para cada frequência foi determinada com o toolbox de identificação de sistemas de *Matlab*, que determina o modelo aproximado baseado no melhor ajuste. Na Tabela 8 apresentam-se as funções de transferência para cada frequência e o valor de ajuste estimado dos dados (*Best FIT*).
Frequência Hz	Função de Transferência	Best FIT
20	$\frac{0,001068}{s^2 + 0,6283s + 0,04627}$	92,03
30	$\frac{0,0003402}{s^2 + 0,2276s + 0,01216}$	92,2
40	$\frac{0,006943}{s^2 + 0,6922s + 0.2223}$	85,4
50	$\frac{0,009484}{s^2 + 0,7897s + 0,2963}$	90,4
60	$\frac{0,001197}{s^2 + 0,8811s + 0,03771}$	91,1

Tabela 8 - Funções de Transferência do ventilador

Para fazer as equivalências da planta com um sistema massa mola amortecedor com mudança das constantes no tempo encontramos os termos de cada equação com base na função de transferência padrão para sistemas de segunda ordem e igualamos com a função de transferência do sistema mecânico, obtendo as equivalências com o sistema mecânico (Tabela 9).

Frequência Hz	m	b	km	_
20	936,3296	588,2959	43,3240	-
30	2,9394e+03	669,0182	35,7437	
40	144,03	99,6975	32,0179	
50	105,4407	83,2666	31,2421	
60	835,4219	736,0902	31,5038	

Tabela 9 - Equivalências mecânicas do Ventilador

5.1.2.2 MODELO MATEMÁTICO DO AQUECEDOR

Com o sistema de aquisição de dados do aquecedor foi obtido o comportamento da variável de temperatura do ar, modificando as frequências do inversor que aciona o motor do ventilador e o PWM de ativação do bloco de resistências elétricas. Na Figura 17 apresentam-se os resultados do aquecedor em malha aberta no tempo, cada gráfico mostra a variação da temperatura com uma rotação constante do ventilador e variação do *duty cycle* do PWM. O comportamento expõe um sistema com um regime estável, mas com diferenças de amplitude e tempo de estabilização. Para frequências menores a 30 Hz o sistema gerava altas temperaturas pelo que não foi considerado esse tipo de comportamento, a sua vez nos gráficos de 50 e 60 Hz não se apresenta o comportamento para uma *duty cycle* superior a 50 %, já que o sistema não era estável.



Figura 17 - Comportamento da temperatura em malha aberta para diferentes valores de frequência do inversor e PWM do banco de resistências

A função de transferência do aquecedor (Equação 36), relaciona a variação da temperatura do ar, frente a vazão mássica (dependente da frequência do inversor e o volume

específico) e a percentagem do PWM. Para cada frequência e porcentagem do *duty cycle* foi determinado a vazão mássica (kg min⁻¹) em função da velocidade do vento, a variação da temperatura, a temperatura ambiente (média de 20 °C) e a umidade relativa ambiente (média de 63 %). A vazão mássica para cada teste é apresentada na Tabela 10.

Tabela 10 - Valores da vazão mássica (kg min⁻¹) em função da frequência do inversor e o PWM das resistências no secador estático

Percentagem PWM	30 Hz	40 Hz	50 Hz	60 Hz
10	3,51	5,32	6,82	8,04
20	3,38	5,14	6,68	7,83
30	3,33	5,08	6,6	7,74
40	3,3	5,05	6,57	7,71
50	3,24	4,97	6,47	7,62
60	3,17	4,84	6,36	7,49

A função de transferência do aquecedor pode ser representada como um sistema de segunda ordem com dois polos ou como um sistema de primeira ordem com tempo morto.

Equação 36 - Função de transferência do ventilador

ъ

.

$$G(s) = \frac{\Delta Temperatura}{V_m [kg/min] | PWM [\%]} = \frac{K * W_n}{s^2 + 2 * \xi * W_n * s + {W_n}^2} = \frac{K_p}{1 + T_{p1} * s} * \exp(-T_d * s)$$

A função de transferência para cada Vazão/PWM foi determinada com o toolbox de identificação de sistemas de *Matlab*, que determina o modelo aproximado, baseado no melhor ajuste. Na Tabela 11, apresentam-se as funções de transferência para cada Vazão e PWM e o valor de ajuste estimado dos dados (*Best FIT*).

Percentagem PWM	Vazão mássica	FT (s)	Best FIT
	3,51	$\frac{4,029e-5}{s^2+0,008724s+4,477e-05}$	85,06
	5,32	$\frac{5,607e - 5}{s^2 + 0,009257s + 4,517e - 05}$	87,48
10	6,82	$\frac{0,0001369}{s^2 + 0,02751s + 0,0002062}$	94,56
	8,04	$\frac{9,544e - 6}{s^2 + 0,009892s + 2,664e - 5}$	92,99
	3,38	$\frac{4,464e - 7}{s^2 + 0,001116s + 5,636e - 7}$	98,12
20	5,14	$\frac{6,951e - 5}{s^2 + 0,01528s + 7,87e - 05}$	91,22
20	6,68	$\frac{7,037e - 5}{s^2 + 0,01852s + 0,0001238}$	94,71
	7,83	$\frac{4,466e - 5}{s^2 + 0,01588s + 8,732e - 5}$	97,67
	3,33	$\frac{3.671e - 5}{s^2 + 0,01393s + 4,239e - 5}$	98,26
20	5,08	$\frac{2,712e - 5}{s^2 + 0,01174s + 4,485e - 05}$	98,11
30	6,6	$\frac{2,029e - 5}{s^2 + 0,01106s + 4,787e - 05}$	98,63
	7,74	$\frac{4,126e-5}{s^2+0,019s+8,109e-5}$	97,86
40	3,3	$\frac{3.881e - 5}{s^2 + 0,01349s + 5,681e - 05}$	97,42

Tabela 11 - Funções de Transferência do aquecedor

	5,05	$\frac{1,744e - 5}{s^2 + 0,01026s + 4,982e - 05}$	94,12
	6,57	$\frac{1,868e - 5}{s^2 + 0,01211s + 5,768e - 5}$	99,11
	7,71	5,15 <i>e</i> – 5 <i>s</i> ² + 0,02166 <i>s</i> + 0,0001249	91,66
	3,24	$\frac{1.82e - 5}{s^2 + 0,00978s + 4,07e - 05}$	99,15
50	4,97	$\frac{6,073e-5}{s^2+0,02375s+0,0001015}$	99,3
50	6,47	$\frac{1,157e - 5}{s^2 + 0,009882s + 4,385e - 5}$	98,57
	7,62	$\frac{1,608e - 5}{s^2 + 0,0126s + 5,505e - 5}$	98,23
60	3,17	$\frac{2.068e - 5}{s^2 + 0,009357s + 4,969e - 05}$	98,29
00	4,84	$\frac{3,641e - 5}{s^2 + 0,01387s + 5,89e - 5}$	94,81

Para fazer as equivalências da planta com um sistema massa mola amortecedor, encontramos os termos de cada equação com base na função de transferência padrão para sistemas de segunda ordem e igualamos com a função de transferência do sistema mecânico, desta forma obtemos as equivalências com o sistema mecânico (Tabela 12).

PWM %	Vazão mássica	m	b	km
	3,51	2,4820e+04	216,5302	1,1112
10	5,32	1,7835e+04	165,0972	0,8056
	6,82	7,3046e+03	200,9496	1,5062

Tabela 12 -	Equivalências	mecânicas	do Aquecedor
-------------	---------------	-----------	--------------

	8,04	1,0478e+05	1,0365e+03	2,7913
	3,38	2,2401e+06	2500	1,2625
20	5,14	1,4386e+04	219,8245	1,1322
20	6,68	1,4211e+04	263,1803	1,7593
	7,83	2,2391e+04	355,5755	1,9552
	3,33	2,7241e+04	379,4606	1,1547
20	5,08	3,6873e+04	432,8909	1,6538
30	6,6	4,9285e+04	545,0961	2,3593
	7,74	2,4237e+04	460,4944	1,9653
	3,3	2,5767e+04	347,5908	1,4638
40	5,05	5,7339e+04	588,3028	2,8567
40	6,57	5,3533e+04	648,2869	3,0878
	7,71	1,9417e+04	420,5825	2,4252
	3,24	5,4945e+04	537,3626	2,2363
50	4,97	1,6466e+04	391,0753	1,6713
50	6,47	8,6430e+04	854,1054	3,7900
	7,62	6,2189e+04	783,5821	3,4235
60	3,17	4,8356e+04	452,4662	2,4028
00	4,84	2,7465e+04	380,9393	1,6177

5.2 ESTRATÉGIAS DE CONTROLE LOCAIS

5.2.1 CONTROLE LOCAL DE VELOCIDADE DO AR

O controle do ventilador foi feito com a velocidade do ar, contudo para o controle de temperatura foi utilizada a vazão mássica. Foi determinada a função de transferência que gerava menor RMSD (raiz quadrada do desvio quadrático médio) 0,09806 e o menor MAE (erro absoluto médio) 0,0842, quando comparada com os valores experimentais. A função de

transferência que apresentou valores menores foi a gerada para 30 Hz, e seus parâmetros de primeira ordem com tempo morto são apresentados na Tabela 13.

Tabela 13 - Parâmetros da função de transferência na frequência de 30 Hz, expressada como um sistema de primeira ordem com tempo morto.

Кр	Тр	Td
0,028011	13,09	0,89949

Com os valores da Tabela 13, foram obtidos os parâmetros do controlador PID e PI presentes na Tabela 14. Na mesma tabela apresenta-se o erro quadrático integrado (ISE), com o qual foi determinado o melhor método de sintonização. Para este teste foi utilizado um *set point* de 1,9 m s⁻¹ em uma simulação de 200 s. O método com menor ISE foi o "CHR com máximo sobre sinal de 20 %", posteriormente foi feita uma sintonização fina e escolhidos os parâmetros da última linha da Tabela 14 (CHR Sobressinal máximo de 20 % sintonizado PI e PID).

Tabela 14 - Parâmetros do controlador PID para cada método de sintonização.

Mé	todos de Sintonização	Controlador	Κ	Ti	Td	ISE
~		PI	181,8372	15,1844		8,492
CHR Regulatório Sobressinal máximo de 20%	Servo	PID	311,7209	13,09	0,4497	6,644
		PI	311,7209	3,598		7,522
	PID	493,5581	2,1363	0,3787	7,538	
	PI	311,7209	13,09		6,187	
	PID	493,5581	17,7631	0,4255	5,186	
		PI	470,5564	2,619		7,792
	Cohen-Coon	PID	701,6382	2,1517	0,3231	6,222
		PI	417,2187	2,5497		8,097
30	PID	622,5699	1,3425	0,3753	11,37	
	7' 1 N' 1 1	PI	467,5814	2,9983		7,045
Ziegler e Nich	Ziegler e Nichols	PI	467,5814	2,6985		7,649

		PID	623,4418	1,799	0,4497	7,464
СШР	Sobressinal máximo de	PI	320	27		6,115
СПК	20% sintonizado	PID	550	40	0.9	4,958

Na Figura 18 apresenta-se a resposta dos diferentes métodos de sintonização de controladores. Os métodos que apresentaram maiores oscilações também apresentaram um ISE maior, porém os métodos com menor sobressinal, tiveram um ISE menor. O controlador "3C PID", apresentou o maior ISE, de 11,37, com um sobressinal de 75 %, um comportamento oscilatório e um tempo de estabilização maior, ao redor de 35 s.

Figura 18 - Resposta do ventilador em malha fechada, sintonização de controladores PID e PI



Os controladores que apresentaram melhor comportamento foram os "CHR com máximo de sobressinal de 20 %". Foi feita uma sintonização fina no PI e no PID e o comportamento do sistema em malha fechada é apresentado na Figura 19, o controlador que apresentou melhor comportamento foi o "CHR com máximo de sobressinal de 20 % PID sintonizado", ele não apresentou sobressinal e seu comportamento foi o de um sistema superamortecido, além disso, apresentou o menor ISE (4,958).



Figura 19 - Resposta do ventilador em malha fechada, métodos de sintonização de controladores PID e PI com menor ISE

5.2.2 CONTROLE LOCAL DE TEMPERATURA DO AR

A sintonização do controlador do sistema de ajuste da temperatura foi feita com uma vazão mássica constante de 5,6 kg min⁻¹. Foi escolhida a função de transferência que gerava o menor RMSD (raiz quadrada do desvio quadrático médio) de 2,42 e o menor MAE (erro absoluto médio) de 1,82, quando comparada com os valores experimentais. A função de transferência que apresentou valores menores foi a gerada para 5,08 kg min⁻¹ de vazão e 30 % no PWM do banco de resistências, os parâmetros do controlador para um sistema de primeira ordem com tempo morto são apresentados na Tabela 15. As metodologias foram testadas em uma simulação de 1500 s com um *set point* de temperatura de 25 °C. Algumas metodologias testadas resultaram em comportamentos instáveis, portanto foram excluídas da análise apresentada na seguinte tabela.

Métodos	de Sintonização	Κ	Ti	Td	ISE
	Comio	72,3686	656,3744		16165
CUD	Servo	124,0605	565,84	1,5	10235
СПК	Sobressinal	124,0605	565,84		15142
	máximo de 20%	196,4291	767,8449	1,419	8168
CHR	Sobressinal máximo de 20% sintonizado	120	1000	12	7994
	Sobressinal máximo de 20% sintonizado e saturado	1,899	165	9,2	12875

Tabela 15 - Parâmetros do controlador PID para cada método de sintonização.

Na Figura 20 apresenta-se a resposta dos diferentes métodos de sintonização de controladores. Os métodos que apresentaram maiores oscilações também apresentaram um ISE maior. O controlador "PI CHR sobressinal máximo de 20 %", apresentou o maior sobressinal, porém o "CHR Servo PI" teve um ISE maior já que se estabilizou em um tempo maior.





O controlador que apresentou melhor comportamento foi o "CHR PID com sobressinal máximo de 20 %", este é apresentado na Figura 21, junto com o "CHR PID com sobressinal máximo de 20 % otimizado" e o "CHR PID com sobressinal máximo de 20 % otimizado".



Figura 21 - Resposta do aquecedor em malha fechada, métodos de sintonização de controladores PID e PI com menor ISE

O controlador "CHR PID com sobressinal máximo de 20 % otimizado" corresponde ao resultado de uma sintonização fina do controlador "CHR PID com sobressinal máximo de 20 %". Já o controlador "CHR PID com sobressinal máximo de 20 % otimizado e saturado" corresponde com uma sintonização fina e uma saturação da variável manipulada, para o sistema se-manter no intervalo de trabalho lineal.

5.2.2.1 CONTROLE TRADICIONAL

Foram obtidas duas velocidades do ar (Vel) para duas limitações do ingresso do ar e para cada caso foram calculados o volume específico (V_e) e a vazão mássica (V_m). A Tabela 16 apresenta os valores calculados de V_e e de V_m, para facilidade do trato dos resultados os valores de vazão mássica foram aproximados, a primeira estratégia (T50Q4) com uma vazão mássica de 4 kg min⁻¹ a uma temperatura de 50 °C e a segunda estratégia (T40Q5) com uma vazão mássica de 5 kg min⁻¹ a uma temperatura de 40 °C.

T amb (°C)	Ur amb (%)	T secagem (°C)	Vel (m s ⁻¹)	$V_{e} (m^{3}kg^{-1})$	V_m (kg min ⁻¹⁾
20,08	63,27	50	1,01	1,01	4,03
20,08	63,27	40	1,23	0,98	5,07

Tabela 16 - Valores controle tradicional

5.3 CONTROLE GLOBAL

5.3.1 FASE DE OPERAÇÃO DOS CONTROLADORES DE REINFORCEMENT LEARNING

Com base na tabela de aprendizado Q, foram calculados os comportamentos dos diferentes controladores de *reinforcement learning* e comparados entre si a partir do indicador de avaliação de secagem que relaciona o tempo de secagem com o consumo energético, para nove condições ambientais e três teores de água inicial do grão.

Nessa seção são apresentados gráficos de contorno que apresentam o tempo de secagem, o consumo energético e o indicador de avaliação de secagem, segundo as condições ambientais para cada metodologia de controle inteligente proposta.

Na Figura 22 se mostram os gráficos dos tempos de secagem para a umidade inicial de 0,55 base seca.



Figura 22 - Tempos de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,55 base seca

Temperatura ambiente °C

A metodologia que apresentou menor tempo de secagem foi o MIMO e-vvel, que para as diferentes condições ambientais apresentou horas de secagem entre 25 e 30 h. Para todos os modelos os ciclos de secagem aumentaram proporcionalmente com a umidade relativa ambiente.

A Figura 23 apresenta o tempo de secagem em horas para um teor de água inicial de 0,63 base seca.



Figura 23 - Tempos de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,63 base seca

No gráfico (Figura 23) observa-se que tanto o modelo MIMO e-vvel BR como o MIMO e-fixo apresentaram comportamentos similares com os expostos na Figura 22. Já o MIMO e-vvel apresentou menor tempo de secagem para temperaturas maiores e umidades baixas, o que está dentro do esperado já que o ar entra mais seco. O método MIMO e-fixo BR apresentou o menor tempo de secagem nas condições de 21 °C e umidade relativa ambiente de 88 %.

A Figura 24, apresenta as horas de secagem para um teor de água inicial de 0,71 base seca. Onde observa-se que os modelos MIMO e-vvel, MIMO e-fixo e MIMO e-vvel BR apresentam mais horas de secagem para umidades relativas maiores.



Temperatura ambiente °C

Figura 24 - Tempos de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,71 base seca

Por outro lado, o MIMO e-fixo BR apresentou menor tempo de secagem a menores temperaturas ambiente e maiores umidades relativas. O MIMO e-vvel apresentou menos ciclos de secagem com valores entre 30 e 40 h.

A Figura 25 apresenta os consumos de energia durante o processo de secagem em kWh. As 4 metodologias, para uma umidade inicial de 0,55 base seca, apresentaram comportamentos similares, com consumos baixos de energia para altas temperaturas ambientais e baixas umidades relativas.

Figura 25 - Consumo de energia no processo de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,55 base seca



Temperatura ambiente °C

Com temperaturas ambientais maiores o sistema de controle de temperatura precisa menos energia para atingir os valores desejados de temperatura de secagem. Com valores de umidade relativa ambiente baixa, o ar tem uma capacidade maior de retirada do conteúdo de umidade do grão. A faixa de consumo esteve entre os 48 kWh e os 98 kWh. A Figura 26 apresenta os consumos de energia em kWh para uma umidade inicial de 0,63 base seca.

Figura 26 - Consumo de energia no processo de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,63 base seca



Temperatura ambiente °C

As 4 metodologias para um teor de água inicial de 0,63 base seca apresentaram comportamentos similares e mantiveram a tendência apresentada para o teor de água inicial de 0.55 base seca. A faixa de consumo foi maior ao teste anterior, pois a secagem demorou mais tempo, isto devido a que era preciso retirar uma quantidade maior de água do grão. O consumo esteve entre os 60 kWh e os 120 kWh.

A Figura 27 apresenta os consumos de energia em kWh para um teor de água inicial do grão de 0,71 base seca.





Temperatura ambiente °C

O comportamento observado nos resultados obtidos, para os três teores iniciais de água do grão, seguiu a mesma tendência, aumentando o consumo energético quando a umidade relativa aumentava e a temperatura ambiental diminuía. Para um teor inicial de água do grão igual a 0,71 em base seca, o consumo esteve entre os 65 kWh e os 135 kWh.

A Figura 28 apresenta os resultados do indicador avaliador de desempenho (IAS) das 4 metodologias de aprendizagem por reforço para um teor de água inicial de 0,55 base seca.





Temperatura ambiente °C

Lembrando que o IAS relaciona os ciclos de secagem com a energia consumida durante o processo de secagem, e entrega um valor entre 0 e 1, para cada teste, sendo que um IAS próximo de zero indica um menor tempo de secagem e um menor consumo energético.

As metodologias MIMO e-vvel e MIMO e-vvel BR, apresentaram os melhores resultados. O desempenho da MIMO e-vvel foi melhor para baixas temperaturas e baixas umidades relativas, e para condições próximas aos 14 °C e 88 % de umidade relativa. O melhor desempenho para o MIMO e-vvel BR foi observado nas condições de treinamento, 20 °C e 43 % de umidade relativa.

A Figura 29 apresenta os resultados do indicador avaliador de desempenho (IAS) das quatro metodologias de aprendizagem por reforço para um teor de água inicial de 0,63 base seca.



Figura 29 - Indicador de avaliação de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,63 base seca

O MIMO e-fixo BR apresentou os melhores resultados para condições de temperaturas e umidade altas, já o MIMO e-fixo apresentou melhores resultados para baixa temperatura e alta umidade, enquanto o MIMO e-vvel apresentou melhores resultados para umidades baixas, por outra parte, o MIMO e-vvel BR teve um comportamento similar ao apresentado na Figura 28.

A Figura 30 apresenta os resultados do IAS para um teor de água inicial de 0,71 base seca.



Figura 30 - Indicador de avaliação de secagem das 4 metodologias de aprendizagem por reforço em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,71 base seca

Temperatura ambiente °C

O MIMO e-vvel apresentou os melhores resultados para temperaturas na faixa de 14 °C até 25 °C e para umidades dentro da faixa de 43 até 92 %. As outras metodologias apresentaram resultados satisfatórios para casos específicos: o MIMO e-vvel BR para 21 °C e 43 %, o MIMO fixo para 20 °C e 92 %, assim como o MIMO e-fixo BR para umidades de 88 % com temperaturas de 14 °C e 32 °C.

O controlador baseado na metodologia de aprendizagem por reforço que apresentou melhores resultados foi o controlador MIMO e-vvel, este foi programado para 80000 episódios sendo 64000 de aprendizagem por exploração com um e-greedy variável e 16000 de aprendizagem por operação.

Na Tabela 17 são apresentados os valores dos IAS acumulados para cada controlador nas condições de Junho-Agosto 2021, Janeiro-Março 2022 e treinamento.

Tabela 17 - Resultados do indicador de avaliação de secagem acumulado, aplicado aos controles globais segundo as condições ambientais

Condições\Controlador	MIMO e-vvel	MIMO e-fixo	MIMO e-vvel BR	MIMO e-fixo BR
Junho-Agosto 2021	1,64	8,58	8,23	6,89
Janeiro-Março 2022	4,97	7,34	4,93	7,33
Treinamento	1,65	2,34	13,72	2,20

Na Tabela 18 se apresentam os valores dos indicadores de avaliação de secagem acumulados de cada controlador segundo os teores iniciais de secagem do grão em base seca.

Tabela 18 - Resultados do indicador de avaliação de secagem acumulado, aplicado aos controles globais segundo o teor de água inicial do grão base seca

Teor \ Controlador	MIMO e-vvel	MIMO e-fixo	MIMO e-vvel BR	MIMO e-fixo BR
0,55	3,63	5,51	4,29	5,50
0,63	2,36	5,22	4,95	5,92
0,71	2,26	7,54	4,47	5,00

O controlador que teve melhores resultados, foi a metodologia MIMO e-vvel com valores menores do IAS, como foi apresentado na Tabela 17 e na Tabela 18. Para os vinte sete testes de secagem, com nove condições ambientais e três teores de água inicial, esta metodologia teve menos consumo e menos tempo de secagem em 37 % dos casos.

5.3.2 COMPARAÇÃO DOS CONTROLADORES DE REINFORCEMENT LEARNING COM OS SISTEMAS TRADICIONAIS

Depois de determinar a melhor estratégia de controle global com aprendizagem por reforço para nosso sistema, esta foi comparada com duas estratégias de *Set Point* fixo de temperatura (°C) e de vazão de secagem (kg min⁻¹). A primeira estratégia (T40Q5) simulou uma secagem com uma vazão de 5 kg min⁻¹ a uma temperatura de 40 °C, e a segunda estratégia (T50Q4) usou uma vazão de 4 kg min⁻¹ a uma temperatura de 50 °C. A Figura 31 mostra os gráficos dos tempos de secagem para a umidade inicial de 0,55 base seca.

Figura 31 - Horas de secagem dos 3 sistemas em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,55 base seca



Temperatura ambiente °C

As metodologias MIMO e-vvel e T50Q4 apresentaram tempos de secagem similares, na faixa de 23 a 33 h. Para todos os modelos os ciclos de secagem aumentaram proporcionalmente com a umidade relativa ambiente. A faixa de secagem esteve entre 23 e 79 horas.

A Figura 32 apresenta o tempo de secagem em horas para um teor de água inicial de 0,63 base seca.



Figura 32 - Horas de secagem dos 3 sistemas em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,63 base seca

Temperatura ambiente °C

No gráfico (Figura 32) observa-se que os modelos apresentaram comportamentos similares com os expostos na Figura 31. Para temperaturas altas e umidade ambiente baixa, o modelo MIMO e-vvel apresentou os menores tempos de secagem, o que gera essas linhas de contorno diferentes no gráfico. A faixa de secagem esteve entre 25 e 90 h.

A Figura 33, apresenta as horas de secagem para um teor de água inicial de 0,71

base seca.





No gráfico observasse que os modelos apresentaram comportamentos similares com os expostos na Figura 31, apresentando mais horas de secagem para umidades relativas maiores. Para o MIMO e-vvel a temperatura ambiente teve mais peso que a umidade relativa. A faixa de secagem esteve entre 29 e 100 h.

Foram comparados os valores de cada superfície do tempo de secagem com os valores dos outros sistemas, para determinar que estratégia apresentava os melhores comportamentos segundo as condições ambientais. A Figura 34Figura 42 apresenta por faixas de cor as estratégias com menores tempos de secagem em função da temperatura e da umidade relativa ambiente.



Figura 34 - Comparação das horas de secagem das 3 estratégias em função da temperatura e a umidade ambiente, para cada teor de água inicial do grão em base seca.

Pode se notar na Figura 34 que a estratégia T40Q5 não aparece no gráfico, já que em nenhum dos testes teve os menores tempos de secagem. Para o teor inicial de 0,55 b.s, o T50Q4 apresentou os melhores resultados e esta mesma estratégia apresentou comportamentos favoráveis no teor inicial de 0,63 b.s, para temperaturas baixas assim como para umidades relativas altas. Para o teor inicial de 0,71 b.s, embora o sistema MIMO e-vvel apresentou os melhores resultados favoráveis para temperaturas altas com umidades relativas baixas.

A Figura 35 apresenta os consumos de energia durante o processo de secagem em

kWh.





Temperatura ambiente °C

Os três sistemas, para um teor de água inicial de 0,55 base seca, apresentaram comportamentos similares, com consumos baixos de energia para altas temperaturas ambientais e baixas umidades relativas. Com temperaturas ambientais maiores, o sistema de controle de temperatura precisa menos energia para atingir os valores desejados de temperatura de secagem. Com valores de umidade relativa ambiente baixa, o ar tem uma capacidade maior de retirada do conteúdo de umidade do grão. O modelo T40Q5, apresentou os menores consumos energéticos para temperaturas ambientais altas, este modelo em geral apresentou os menores consumos energéticos embora foi o sistema que mais tempo levou para secagem. A faixa de consumo esteve entre os 23 kWh e os 155 kWh.

A Figura 36 apresenta os consumos de energia em kWh para um teor de água inicial de 0,63 base seca.



Figura 36 - Consumo de energia no processo de secagem das 3 estratégias em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,63 base seca

Temperatura ambiente C

Os três sistemas para um teor de água inicial de 0,63 de base seca apresentaram comportamentos similares e mantiveram a tendência apresentada para o teor de água inicial de 0.55 base seca. A faixa de consumo foi maior ao teste anterior, pois a secagem demorou mais tempo, isto devido a necessidade de retirar uma quantidade maior de água do grão. O consumo esteve entre os 25 kWh e 180 kWh.

A Figura 37 apresenta os consumos de energia em kWh para uma umidade inicial do grão de 0,71 base seca.





Temperatura ambiente °C

O comportamento observado nos resultados obtidos, para os três teores iniciais de água do grão, seguiu a mesma tendência, aumentando o consumo energético enquanto a umidade relativa aumentava e a temperatura ambiental diminuía. Para um teor inicial de água do grão igual a 0,71 em base seca, o consumo esteve entre os 30 kWh e os 205 kWh. No secador estático a malha que consome mais energia é a de temperatura, que tem uma incidência maior no consumo total do processo, do que temperaturas ambientais menores que consome maior energia.

Foram comparados os valores de cada superfície do consumo de energia com os valores dos outros sistemas para determinar que estratégia apresentava os melhores comportamentos segundo as condições ambientais. A Figura 38Figura 42 apresenta por faixas

de cor as estratégias com menores consumos em função da temperatura e da umidade relativa ambiente.



Figura 38 - Comparação do consumo de energia no processo de secagem das 3 estratégias em função da temperatura e a umidade ambiente, para cada teor de água inicial do grão em base seca.

A estratégia T40Q5 apresentou os menores consumos nos três teores de água inicial para temperaturas ambientais superiores à 25 °C. A estratégia T50Q4 apresentou resultados favoráveis para temperaturas baixas com teores iniciais de 0,55 e 0,63. O MIMO e-vvel apresentou os menores consumos na fixa de 20 °C até 25 °C, nos teores iniciais de 0,55 e 0,63 base seca. Esta estratégia apresentou os melhores resultados para o teor inicial de 0,71 b.s. desde 14 °C até 25 °C.

A Figura 39 apresenta os resultados do indicador avaliador de desempenho (IAS) das quatro metodologias de aprendizagem por reforço para uma umidade inicial de 0,55 base seca.



Figura 39 - Indicador de avaliação de secagem das 3 metodologias em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,55 base seca

Temperatura ambiente °C

Embora as metodologias MIMO e-vvel e T50Q4, apresentaram resultados parecidos, com um indicador menor para baixas temperaturas, o modelo T50Q4 apresentou um maior contorno com valores próximos a zero. O modelo T40Q5 teve os valores de IAS maiores já que apresentou maiores tempos de secagem. Para valores de temperatura ambiente superiores a 30 °C as três metodologias apresentam um comportamento similar com um IAS próximo ao 0,4.

A Figura 40 apresenta os resultados do indicador avaliador de desempenho (IAS) das quatro metodologias de aprendizagem por reforço para uma umidade inicial de 0,63 base seca.



Figura 40 - Indicador de avaliação de secagem das 3 metodologias em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,63 base seca

Os modelos para um teor água de 0,63 base seca apresentaram comportamentos similares aos mostrados no teor de água de 0,53. O MIMO e-vvel apresentou os melhores valores com IAS na faixa de 0 até 0,3. Para temperaturas ambientais baixas o modelo T50Q4 apresentou os valores do indicador mais baixos, no entanto o indicador ficou na faixa de 0 até 0,5.



Figura 41 - Indicador de avaliação de secagem das 3 metodologias em função da temperatura e a umidade ambiente. Teor de água inicial do grão de 0,71 base seca

base seca.

A Figura 41 apresenta os resultados do IAS para um teor de água inicial de 0,71

O MIMO e-vvel apresentou os melhores resultados, com o indicador próximo de zero para as temperaturas ambientais baixas, o que significa menor tempo de secagem e menor consumo de energia, o IAS ficou na faixa de 0 até 0,4. Já o segundo melhor resultado foi o modelo T50Q4 com um comportamento similar ao MIMO e-vvel, com valores IAS na faixa de 0 até 0,5. O modelo T40Q5 apresentou os valores mais altos e por tanto o menor desempenho dos três sistemas.

Foram comparados os valores de cada superfície de contorno com os outros sistemas para determinar que estratégia apresentava os melhores comportamentos segundo as

condições ambientais. A Figura 42 apresenta por faixas de cor qual foi a melhor estratégia avaliada pelo IAS em função da temperatura e da umidade relativa ambiente.



Figura 42 - Comparação do indicador de avaliação de secagem das 3 estratégias em função da temperatura e a umidade ambiente, para cada teor de água inicial do grão em base seca.

Pode se notar na Figura 42 que a estratégia T40Q5 não aparece no gráfico, já que em nenhum dos testes teve o menor consumo e o menor tempo de secagem. Para um teor de água inicial 0,55 b.s, o sistema que melhores resultados apresentaram foi o T50Q4, onde o sistema de *reinforcement learning* só foi melhor à temperaturas e umidades ambientais baixas, assim como à temperaturas e umidades ambientais altas. Para um teor de água inicial de 0,63 b.s. o MIMO e-vvel apresentou os melhores resultados a temperaturas ambientais superiores a

20 °C. Para o teor inicial de 0,71 o MIMO e-vvel apresentou os melhores resultados em quase que todas as condições.

Na Tabela 19 são mostrados os valores dos indicadores de avaliação de secagem acumulados de cada sistema para as condições de Junho-Agosto 2021, Janeiro-Março 2022 e treinamento. O controlador MIMO e-vvel apresentou os melhores resultados, com valores menores do indicador de avaliação para as condições de Junho-Agosto 2021 e Janeiro-Março 2022, já para as condições de treinamento o sistema de *set point* fixo T50Q4 apresentou melhores resultados.

Tabela 19 - Resultados do indicador de avaliação de secagem aplicado aos controles global MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, segundo as condições ambientais

Condições\Controlador	MIMO e-vvel	SP Fixo T40 Q5	SP Fixo T50 Q4
Junho-Agosto 2021	0,36	12	1,21
Janeiro-Março 2022	2,66	9	3,15
Treinamento	0,06	3	0,05

Na Tabela 20, são apresentados os valores dos indicadores de avaliação de secagem acumulados segundo a umidade inicial do grão. A metodologia baseada em aprendizagem por reforço apresentou melhores resultados para os teores iniciais de 0,63 e 0,71 base seca. Para o teor inicial de 0,55 base seca o sistema de *set point* fixo T50Q4 apresentou melhor comportamento.

Tabela 20 - Resultados do indicador de avaliação de secagem aplicado aos controles global MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, segundo o teor de água inicial do grão base seca

$Teor \setminus Controlador$	MIMO e-vvel	SP Fixo T40 Q5	SP Fixo T50 Q4	
0,55	1,12	8	1,08	
0,63	1,04	8	1,17	
0,71	0,92	8	1,16	

O controlador que teve os melhores resultados, foi a metodologia MIMO e-vvel com valores menores do IAS, como foi apresentado na Tabela 19 e na Tabela 20. Para os vinte sete testes de secagem, com nove condições ambientais e três teores de água inicial, esta metodologia teve menos consumo e menos tempo de secagem em 19 % dos casos enquanto o T50Q4 teve um 37 %, os resultados estão exibidos no ANEXO 1, RESULTADOS DE COMPARAÇÃO DE SECAGEM DO CONTROLADOR DE APRENDIZAGEM POR REFORÇO COM AS METODOLOGIAS TRADICIONAIS. Embora o controlador baseado em aprendizagem por reforço teve menos porcentagem, quando ele não teve o melhor desempenho dos três sistemas apresentou desempenhos próximos ao modelo com menor IAS.

Foram analisados e comparados oito testes, com o objetivo de comparar e estudar os comportamentos de quatro variáveis ao longo do tempo de secagem em horas: Temperatura média de ar de secagem; Vazão mássica média do ar de secagem; Consumo de energia em kWh; Teor de água médio em base seca.

A Figura 43 apresenta o comportamento da secagem para as condições de Junho-Agosto 2021 de temperatura ambiente de 14 °C e umidade ambiente de 39 %, com uma umidade inicial do grão decimal de 0,63 base seca.


Figura 43 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores tradicionais, para uma temperatura ambiente de 14 °C e umidade ambiente de 39 %, condições de Junho-Agosto 2021, teor de água inicial 0,63 base seca

Nas estratégias tradicionais, o consumo tem um pico no primeiro ciclo e depois estabiliza, nesse primeiro ciclo o sistema sai das condições ambientais para chegar nos valores desejados, pelo que apresenta um consumo maior. Também nesse primeiro ciclo, a temperatura apresenta valores menores aos desejados, lembrando que o gráfico apresenta valores médios de cada hora, essa diferença não é tão perceptível na vazão mássica já que o comportamento do ventilador é muito mais rápido. Este comportamento é mantido em todos os testes com amplitudes e valores diferentes. Observando o comportamento do controlador baseado na aprendizagem por reforço, o sistema opta por manter temperaturas superiores a 50 °C em quase todo o processo de secagem e temperaturas mínimas de 30 °C. O *set point* de vazão mantém valores superiores a 7 kg min⁻¹ na maior parte do tempo e apresenta 3,5kg min⁻¹ como valor mínimo. O comportamento do consumo acompanha as mudanças de temperatura, já que o banco de resistências é o atuador que mais consome. O gráfico de perda de umidade interna do

grão tem uma dinâmica parecida com o teor da estratégia T50Q4, ficando no final do processo acima dela, fazendo com que a secagem demore mais uma hora.

A Figura 44 apresenta o comportamento da secagem para as condições de Junho-Agosto 2021, de temperatura ambiente de 14 °C e umidade ambiente de 88 %, com um teor de água inicial do grão decimal de 0,63 base seca.



Figura 44 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores tradicionais, para uma temperatura ambiente de 14 °C e umidade ambiente de 88 %, condições de Junho-Agosto 2021, teor de água inicial 0,63 base seca

Observando o comportamento do controlador baseado na aprendizagem por reforço, o sistema opta por ter bastantes modificações da temperatura, com algumas temperaturas abaixo de 35 °C. O *set point* de vazão apresentou um aumento no final do processo. O gráfico de perda de umidade interna do grão, tem uma dinâmica parecida com o teor da estratégia T50Q4, ficando da sua dinâmica a maior parte de tempo. Neste teste o controlador RL apresentou um comportamento melhor ao T50Q4, já que teve dois ciclos a menos de secagem, e um consumo de 4 kWh a menos.

A Figura 45 apresenta o comportamento da secagem para as condições de Junho-Agosto 2021 de temperatura ambiente de 21 °C e umidade ambiente de 88 %, com um teor de água inicial do grão decimal de 0,71 base seca.



Figura 45 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, para uma temperatura ambiente de 21 °C e umidade ambiente de 88 %, condições de Junho-Agosto 2021, teor de água inicial 0,71 base seca

Observando o comportamento do controlador baseado na aprendizagem por reforço, o sistema opta por temperaturas altas no começo da secagem, com algumas até de 60 °. O *set point* de vazão apresentou bastantes modificações durante o processo, com uma tendência a valores desejados por acima de 5 kg min⁻¹. Nas primeiras 20 h o controlador realiza uma secagem com temperaturas altas, aumentando o consumo energético e produzindo uma queda do teor de água maior em comparação com o T50Q4. Neste teste, o controlador RL apresentou um comportamento melhor ao T50Q4, já que teve dois ciclos a menos de secagem e um consumo de 1 kWh a menos.

A Figura 46 apresenta o comportamento da secagem para as condições de Janeiro-Março 2022 de temperatura ambiente de 20 °C e umidade ambiente de 43 %, com um teor de água inicial do grão decimal de 0,71 base seca.



Figura 46 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, para uma temperatura ambiente de 20 °C e umidade ambiente de 43 %, condições de Janeiro-Março 2022, teor de água inicial 0,71 base seca

Para este teste o controlador MIMO e-vvel apresentou um tempo de secagem maior ao T50Q4 e um consumo de 1kWh a menos em comparação com o mesmo modelo. O *set point* de vazão apresentou valores superiores a 4 kg min⁻¹ em quase todo o processo. O comportamento do consumo acompanhou as mudanças de temperatura. O gráfico de perda de umidade interna do grão tem uma dinâmica parecida com o teor da estratégia T50Q4, ficando em baixo no começo e por cima no final do processo. Neste teste as duas estratégias de controle tradicionais apresentaram um consumo energético próximo aos 3 kWh, embora o modelo T40Q5 precisou de 58 h para realizar a secagem.

A Figura 47 apresenta o comportamento da secagem para as condições de Janeiro-Março 2022 de temperatura ambiente de 32 °C e umidade ambiente de 43 %, com um teor de água inicial do grão decimal de 0,55 base seca.



Figura 47 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, para uma temperatura ambiente de 32 °C e umidade ambiente de 43 %, condições de Janeiro-Março 2022, teor de água inicial 0,55 base seca

Observando o comportamento do MIMO e-vvel, o sistema opta por bastantes mudanças na temperatura, com valores entre 35 °C e 50 °C, apresentando poucos picos por cima dos 55 °C. O *set point* de vazão apresentou valores superiores aos 5,5 kg min⁻¹. O gráfico de perda de umidade interna do grão, permaneceu com valores meios superiores aos mostrados pelo modelo T50Q4. Neste teste, o controlador RL apresentou um comportamento de 5 h a mais de secagem com um consumo de 7 kWh a menos quando comparado com o T50Q4. O T40Q5 foi o que teve menos consumo, mas foi o que teve maior tempo de secagem.

A Figura 48 apresenta o comportamento da secagem para as condições de Janeiro-Março 2022 de temperatura ambiente de 32 °C e umidade ambiente de 92 %, com um teor de água inicial do grão decimal de 0,71 base seca.



Figura 48 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, para uma temperatura ambiente de 32 °C e umidade ambiente de 92 %, condições de Janeiro-Março 2022, teor de água inicial 0,71 base seca

Os valores de temperatura do MIMO e-vvel ficaram por cima dos 40 °C em quase toda totalidade da secagem, assim como os valores vazão mássica por cima dos 5 kg min⁻¹. Com esses valores das variáveis controladas o controlador apesentou vários consumos por cima dos valores das estratégias de controle tradicional. Neste teste o controlador RL quando comparado com o T50Q4, apresentou dois ciclos a menos de secagem e 13 kWh a menos. A estratégia T40Q5 apresentou metade do consumo do MIMO e-vvel, porém precisou de 100 horas de secagem, o gráfico apresenta só 50 h de secagem.

A Figura 49 apresenta o comportamento da secagem para as condições de treinamento de temperatura ambiente de 14 °C e umidade ambiente de 73 %, com um teor de água inicial do grão decimal de 0,63 base seca.



Figura 49 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, para uma temperatura ambiente de 14 °C e umidade ambiente de 73 %, condições de treinamento, teor de água inicial 0,63 base seca

Como nos testes passados, os valores de vazão e temperatura do modelo MIMO evvel apresentou bastantes mudanças durante o processo de secagem. Neste teste o teor de água o controlador RL acompanha o comportamento da estratégia T50Q4 ficando por cima no começo e no final do processo. O modelo que apresentou melhor comportamento foi T50Q4 com um ciclo a menos e um kWh a menos que o MIMO e-vvel.

A Figura 50 apresenta o comportamento da secagem para as condições de treinamento de temperatura ambiente de 14 °C e umidade ambiente de 73 %, com um teor de água inicial do grão decimal de 0,71 base seca.



Figura 50 - Análise do controlador MIMO e-vvel e os controladores de valor fixo T40Q5 e T50Q4, para uma temperatura ambiente de 14 °C e umidade ambiente de 73 %, condições de treinamento, teor de água inicial 0,71 base seca

Para estas condições, a estratégia que apresentou melhores resultados foi o MIMO e-vvel com dois ciclos a menos e um kWh a menos que o T50Q4. As temperaturas e as vazões do controlador RL apresentam bastantes picos e justo no começo tem valores superiores as outras duas estratégias. Já o teor de água do MIMO e-vvel permaneceu por baixo do comportamento do T50Q4.

6 CONCLUSÕES

Foi desenvolvido um controlador global baseado na metodologia de aprendizagem por reforço com um algoritmo e-greedy variável, com este foi possível demostrar que o processo de secagem pode ser otimizado mediante metodologias de inteligência artificial. O controlador desenvolvido foi avaliado por meio do índice de avaliação da secagem (IAS), para distintas condições ambientais e teores de umidade iniciais do grão. Os melhores resultados foram obtidos para as condições ambientais de Junho-Agosto 2021 e Janeiro-Março 2022, do mesmo jeito para teores de água inicial dentro da faixa de 0,63 até 0,71 em base seca, em comparação com as estratégias tradicionais de set points fixos de vazão e temperatura. Sistemas de aprendizagem por reforço com maior resolução nas variáveis de entrada (casas decimais), assim como e-greedy variável permitem ter a maior quantidade de estados possíveis e apresentam melhores comportamentos.

Foram propostos indicadores de desempenho e indicadores chave de desempenho, para avaliação de controladores (ISE), para avaliação de eficiência do processo (KPI) e de avaliação de secagem (IAS).

Foram desenvolvidas e simuladas estratégias de controle PID para as malhas de vazão e de temperatura do ar de secagem. O método de sintonização com melhores resultados foi o "CHR de sobressinal máximo de 20%", com um ISE de 4,958 para o controle de velocidade do ar e um ISE de 12875 para o controle de temperatura.

Foram obtidas as funções de transferência para os sistemas que formam o secador, com uma percentagem de aproximação aos valores reais de 85 a 99 % para a temperatura e de 85 até 92 % para a velocidade do ar. Foi possível agrupar as diferentes variáveis de cada malha em uma só por meio de uma equivalência com um sistema massa mola amortecedor.

Foi possível modelar e simular o comportamento do sistema de secagem de café em função da vazão e temperatura do ar de entrada para secagem de café em coco, assim como cálculos das características psicrométricas do ar no software de programação Matlab/simulink. A simulação permitiu fazer uma análise da estratégia de controle sem consumir energia nem produto.

6.1 SUGESTÕES PARA A CONTINUIDADE DO TRABALHO

- Realizar aprendizagens com condições de entrada de temperatura e umidade relativa ambiente diferentes e variáveis durante a secagem, assim como teores de água por camada e ciclos de secagem. Com mais entradas será necessário implementar estratégias de *reinforcement deep learning*, as quais não geram uma tabela e sim uma rede neural, que é treinada ciclo a ciclo.
- Reajustar os controladores locais com metodologias de inteligência artificial como redes neurais o logicas difusas.
- Implementar o controlador em um secador físico e programar a fase de operação com aprendizagem por reforço.
- Realizar testes de laboratório da qualidade do grão depois da secagem.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBRIGHT L.D. Environment control for animals and plants. [s.l.] American Society of Agricultural Engineers, 1990.

ANDRADE, E. T. DE; LEMOS, I. A.; DIAS, C. D. A.; RIOS, P. D. A.; e BORÉM, F. M. MATHEMATICAL MODELLING AND IMMEDIATE AND LATENT QUALITY OF NATURAL IMMATURE COFFEE UNDER DIFFERENT DRYING CONDITIONS. v. 4430, n. 2014, p. 630–638, 2019.

ARTEAGA, M. S. Modelación del proceso de secadoSEMINARIO DE SECADO SOLAR, 2cusco, 1986.

ASABE STANDARDS. **Psychrometric data ASAE D271.2**. St. Joseph, MI: ASABE Standards, 2006.

BAKKER-ARKEMA, F. W.; LEREW, L. E.; DE BOER, S. F.; e ROTH, M. C. Grain drying simulation. Michigan: Research report from de Michigan State University East Lansing-MI, p. 80, 1974.

BASSO, B.; e ANTLE, J. Digital agriculture to design sustainable agricultural systems. **Nature Sustainability**, v. 3, n. April, p. 254–256, 2020.

BERBERT, P. A.; MARÇAL DE QUEIROZ, D.; SILVA, J. S.; e PINHEIRO, F. Simulation of coffee drying in a fixed bed with periodic airflow Reversal. **J. agric. Engng Res.**, v. 60, p. 167–173, 1994.

BORÉM, F. M.; MARQUES, E. R.; e ALVES, E. Ultrastructural analysis of drying damage in parchment Arabica coffee endosperm cells. **Biosystems Engineering**, v. 99, n. 1, p. 62–66, 2008.

CENICAFE. Secado del Café. In: **Beneficio Ecológico del Café**. [s.l: s.n.]. p. 146– 188.

CHEN, Y.; NORFORD, L. K.; SAMUELSON, H. W.; e MALKAWI, A. Optimal control of HVAC and window systems for natural ventilation through reinforcement learning. **Energy and Buildings**, v. 169, p. 195–205, 2018.

CORADI, P. C.; BORÉM, F. M.; e REINATO, C. H. Mathematical modeling of drying the pulped coffee (Coffea arabica l.) at different air conditions. **Revista Brasileira de Tecnologia Agroindustrial**, v. 11, n. 2, p. 2397–2419, 2017.

DAI, A.; ZHOU, X.; LIU, X.; LIU, J.; e ZHANG, C. Intelligent control of a grain drying system using a GA-SVM-IMPC controller. **Drying Technology**, v. 36, n. 12, p. 1413–1435, 2018.

DALPASQUALE, V. A.; SPERANDIO, D.; e KOLLING, E. E. M. Performance of the Michigan drying simulation model with a new drying rate concept. **Maringa**, v. 31, n. 4, p. 553–557, 2009.

DE GRACIA, A.; FERNÁNDEZ, C.; CASTELL, A.; MATEU, C.; e CABEZA, L. F. Control of a PCM ventilated facade using reinforcement learning techniques. **Energy and Buildings**, v. 106, p. 234–242, 2015.

DE TEMMERMAN, J.; DUFOUR, P.; NICOLAÏ, B.; e RAMON, H. MPC as control strategy for pasta drying processes. **Computers and Chemical Engineering**, v. 33, n. 1, p. 50–57, 2009.

DWYER. Series VTT Hot-Wire Air Velocity/Temperature Transmitter, 2009.

EMBRAPA. Exportação mundial de café da espécie arábica totaliza 45,26 milhões de sacas e de robusta 27,52 milhões em sete meses. Disponível em: https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/53428105/exportacao-mundial-de-cafe-da-especie-arabica-totaliza-4526-milhoes-de-sacas-e-de-robusta-2752-milhoes-em-sete-meses>. Acesso em: 19 jun. 2020.

FOLMER, B. How can science help to create new value in coffee? **Food Research International**, v. 63, p. 477–482, 2014.

FOUNTAS, S.; ESPEJO-GARC, B.; KASIMATI, A.; MYLONAS, N.; e DARRA, N. The Future of Digital Agriculture : Technologies and Opportunities. p. 24–28, 2020.

FU, Q. et al. Applications of reinforcement learning for building energy efficiency control: A review. **Journal of Building Engineering**, v. 50, n. February, p. 104165, 2022.

GARCIA, C. Critérios de análise de desempenho de sistemas de controle. In: Controle de Processos Indutriais, Estratégias convencionais. 1a. ed. São Paulo: Blucher, 2017. p. 249–300.

GONZÁLEZ-SALAZAR, C. A.; SANZ-URIBE, J. R.; e OLIVEROS-TASCÓN, C. E. Control De Caudal Y Temperatura De Aire En El Secado Mecánico De Café. **Cenicafé**, v. 61, n. 4, p. 281–296, 2010. GOSINE, R. G.; MANN, G. K. I.; e HU, B. G. Theoretic and Genetic Design of a Three-Rule Fuzzy PI Controller. **IEEE**, 1997.

GUILHERME EURIPEDES, A. et al. DRYING KINETICS OF NATURAL COFFEE FOR DIFFERENT TEMPERATURES Alves, G. E. et al. AND LOW RELATIVE HUMIDITY. p. 226–236, 2013.

HOSSEINPOUR, S.; e MARTYNENKO, A. Application of fuzzy logic in drying: A review. **Drying Technology**, v. 40, n. 5, p. 797–826, 2020.

IVAN CAMILO ARBELAEZ RUIZ. BARRA PULVERIZADORA VERTICAL SEGMENTADA COM CONTROLE DE DISTÂNCIA PARA A APLICAÇÃO DE AGROQUÍMICOSCampinas, SP, 2019.

JARAMILLO-BASTIDAS, G. Ecuacion de capa delgada para cafe pergamino. Cenicafé, 1990.

KANMOGNE, A.JANNOT, Y.LIPS, B.NGANHOU, J. Sorption Isotherms and Drying Characteristic Curve of fermented cocoa. **International Journal of Science & Technology**, v. 2, n. 4, p. 19–31, 2012.

KHAN, M. I. H.; SABLANI, S. S.; JOARDDER, M. U. H.; e KARIM, M. A. Application of machine learning-based approach in food drying: opportunities and challenges. **Drying Technology**, v. 0, n. 0, p. 1–17, 2020.

KOBER, J. Classical Reinforcement LearningDelf, Netherlands, 2019.

KULAPICHITR, F.; BOROMPICHAICHARTKUL, C.; SUPPAVORASATIT, I.; e CADWALLADER, K. R. Impact of drying process on chemical composition and key aroma components of Arabica coffee. **Food Chemistry**, v. 291, n. November 2018, p. 49–58, 2019.

MANCILLA, T. MODELAGEM E SIMULACÃO DE UM SECADOR INTERMITENTE DE FLUXOS CONTRACORRENTES PARA FRUTOS DO CAFEEIROConstruction and Building Materials, 2015.

MARTYNENKO, A. Artificial intelligence: Is it a good fit for drying? **Drying Technology**, v. 36, n. 8, p. 891–892, 2018.

MARTYNENKO, A.; e MISRA, N. N. Machine learning in drying. **Drying Technology**, v. 38, n. 5–6, p. 596–609, 2020.

METEORED. Histórico da previsão do tempo para Campinas - SP. Disponível

em: <https://www.tempo.com/campinas-sactual.htm>. Acesso em: 11 maio. 2022.

MIDILLI, A.; KUCUK, H.; e ZAPAR, Z. A NEW MODEL FOR SINGLE-LAYER DRYING. **Drying Technology**, v. 20, n. 7, p. 1503–1513, 2002.

MINISTÉRIO DA ECONOMIA. **Marcos Pereira comemora aprovação da reforma trabalhista em evento da ABIC**. Disponível em: <http://www.mdic.gov.br/index.php/component/content/article?id=2467>. Acesso em: 17 out. 2019.

PARRA-CORONADO, A.; ROA-MEJÍA, G.; OLIVEROS-TASCÓN, C. E.; e SANZ-URIBE, J. R. **Optimización operacional de secadores mecánicos para café pergamino**cenicafé, , 2017.

PARRA-CORONADO, A.; ROA-MEJÍA, G.; e OLIVEROS-TASCÓN, C. E. SECAFÉ Parte I: modelamiento y simulación matemática en el secado mecánico de café pergamino. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 12, n. 4, p. 415–427, 2008.

PEREIRA MARQUES, J. A. **Equações de Page para café**ViçosaUniversidade federal de Viçosa, , 1990.

PRECCI LOPES, R.; LIMA AFONSO, A. D.; e DE SOUSA E SILVA, J. ENERGIA NO PRÉ-PROCESSAMENTO DE PRODUTOS AGRÍCOLAS. In: Secagem e Armazenagem de Produtos Agícolas. [s.l: s.n.]. v. 2p. 191–219.

PUTRANTO, A.; CHEN, X. D.; XIAO, Z.; e WEBLEY, P. A. Mathematical modeling of intermittent and convective drying of rice and coffee using the reaction engineering approach (REA). **Journal of Food Engineering**, v. 105, n. 4, p. 638–646, 2011.

RAHMAN, M. M.; MUSTAYEN, A. G. M. B.; MEKHILEF, S.; e SAIDUR, R. The Optimization of Solar Drying of Grain by Using a Genetic Algorithm. **International Journal of Green Energy**, v. 12, n. 12, p. 1222–1231, 2015.

REINATO, C. H. R.; BORÉM, F. M.; VILELA, E. R.; CARVALHO, F. M.; e MEIRELES, E. DE P. Consumo de energia e custo de secagem de café cereja em propriedades agrícolas do sul de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 6, n. 1, p. 112–116, 2002.

SAATH, R.; BIAGGIONI, M. A. M.; BORÉM, F. M.; BROETTO, F.; e

FORTUNATO, V. A. ALTERAÇÕES NA COMPOSIÇÃO QUÍMICA E SENSORIAL DE CAFÉ (Coffea arabica L.) NOS PROCESSOS PÓS-COLHEITA. **Energia Na Agricultura**, v. 27, n. 2, p. 96, 2012.

SANTOS, P.; PITARCH, J. L.; e DE PRADA, C. Energy-efficient operation of a medium density fibreboard dryer through nonlinear MPC. **IFAC-PapersOnLine**, v. 52, n. 1, p. 400–405, 2019.

SILVA, L. C. DA. Desenvolvimento e avaliação de um secador de café (coffea arabica L.) intermitente de fluxos contracorrentes Viçosa Universidade federal de Viçosa, , 1991.

SILVA, L. et al. Modelos de predição da cinética de secagem dos grãos de guandu/Prediction models of kinetic drying of pigeon pea grains. **Brazilian Journal of Food Technology**, v. 17, n. 4, p. 310–318, 2014.

SIMENG, L.; e HENZE, G. Experimental analysis of simulated reinforcement learning control for active and passive building thermal storage inventory Part.1 Theorical foundation. **enbuild**, p. 142–147, 2006a.

SIMENG, L.; e HENZE, G. Experimental analysis of simulated reinforcement learning control for active and passive building thermal storage inventory Part.2 Results and analysis. **enbuild**, p. 148–161, 2006b.

SUN, Q.; ZHANG, M.; e MUJUMDAR, A. S. Recent developments of artificial intelligence in drying of fresh food: A review. **Critical Reviews in Food Science and Nutrition**, v. 59, n. 14, p. 2258–2275, 2019.

TASCÓN, C. E. Simulação de secagem de café, em camada fixa com inversão de sentido de fluxo de arViçosaUniversidade federal de Viçosa, 1984.

THOMPSON, T. L.; PEART, R. M.; e FOSTER, G. H. Mathematical Simulation of Corn Drying — A New Model. **Transactions of the ASAE**, v. 11, n. 4, p. 0582–0586, 1968.

TREJOS R, R. A.; ROA MEJÍA, G.; e OLIVEROS TASCÓN, C. E. Humedad de equilibrio y calor latente de vaporización del café pergamino y del café verdeCenicafé, 1989.

VALENTE, D. S. M.; QUEIROZ, D. M. DE; SILVA, L. C. DA; OLIVEIRA, G. H. H. DE; e SANTOS, F. L. LINSEC: the software for modeling and simulation of grain drying

systems. Revista Ciência Agronômica, v. 43, n. 4, p. 664–673, 2012.

VALLADARES, W. et al. Energy optimization associated with thermal comfort and indoor air control via a deep reinforcement learning algorithm. **Building and Environment**, v. 155, n. December 2018, p. 105–117, 2019.

VITÁZEK, I.; e HAVELKA, J. Sorption isotherms of agricultural products. **Research in Agricultural Engineering**, v. 60, n. 1, p. S52–S56, 2014.

WANG, X. et al. Control of superheat of organic Rankine cycle under transient heat source based on deep reinforcement learning. **Applied Energy**, v. 278, n. August, p. 115637, 2020.

XIAOCHUN GEORGE WANG et al. Development of an intelligent control system for wood drying processes. **IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, AIM**, v. 1, n. July, p. 371–376, 2001.

XU, B.; ZHOU, Q.; SHI, J.; e LI, S. Hierarchical Q-learning network for online simultaneous optimization of energy efficiency and battery life of the battery/ultracapacitor electric vehicle. **Journal of Energy Storage**, v. 46, n. January, p. 103925, 2022.

YANG, L.; NAGY, Z.; GOFFIN, P.; e SCHLUETER, A. Reinforcement learning for optimal control of low exergy buildingsApplied Energy, 2015.

ZULUAGA-BEDOYA, C.; e GOMEZ, L. M. Dynamic modeling of coffee beans dryer. 2015.

ANEXO 1, RESULTADOS DE COMPARAÇÃO DE SECAGEM DO CONTROLADOR DE APRENDIZAGEM POR REFORÇO COM AS METODOLOGIAS TRADICIONAIS

Condições	Temperatura ambiente °C	Umidade relativa ambiente %	Modelo	Teor Inicial b.s.	Teor final b.s.	Recompensa	Horas	Energia KWh	IAS
		88	MIMO e-vvel	0,55	0,13322125	14,0598319	29	85,40517239	0,096198044
			SP fixo T40 Q5	0,55	0,13486656	13,9129969	51	1,52E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,55	0,13565997	14,4613996	27	77,22604278	0
			MIMO e-vvel	0,63	0,13588817	16,6879916	33	92,46098132	0,023261186
			SP fixo T40 Q5	0,63	0,13497066	16,5904527	60	179,0865083	1
			SP fixo T50 Q4	0,63	0,13407094	17,311011	32	91,51449551	0
			MIMO e-vvel	0,71	0,13218687	17,8370148	34	1,02E+02	0
			SP fixo T40 Q5	0,71	0,13523762	19,2624449	68	2,03E+02	1
	21 -		SP fixo T50 Q4	0,71	0,1347777	20,0803565	36	1,03E+02	0,034035531
	21	39	MIMO e-vvel	0,55	0,1352235	14,0379916	24	70,73804539	0
			SP fixo T40 Q5	0,55	0,13598724	13,8912632	42	1,25E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,55	0,13200658	14,5990604	25	71,45693187	0,034375853
			MIMO e-vvel	0,63	0,1335057	16,6259637	29	85,20615254	0,016820877
			SP fixo T40 Q5	0,63	0,13376277	16,6498013	51	1,52E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,63	0,13368507	17,3364219	29	82,8790966	0
			MIMO e-vvel	0,71	0,13300306	21,5641897	35	97,57856855	0,060842248
			SP fixo T40 Q5	0,71	0,13488414	19,2961215	58	1,73E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,71	0,13337692	20,143425	33	94,30126133	0
			MIMO e-vvel	0,55	0,12978323	11,7279665	26	90,5021718	0,016742813
Junho-	14	88	SP fixo T40 Q5	0,55	0,13577476	13,8747127	45	1,34E+02	1
Agosto 2021			SP fixo T50 Q4	0,55	0,13236235	12,1808336	26	88,98556682	0

			MIMO e-vvel	0,63	0,13526884	13,5687971	28	99,96974459	0
			SP fixo T40 Q5	0,63	0,13441578	16,6003552	54	1,61E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,63	0,13438918	14,4565623	30	1,03E+02	0,060470062
			MIMO e-vvel	0,71	0,13222224	15,8733226	34	1,22E+02	0,039313447
			SP fixo T40 Q5	0,71	0,13606713	19,2251023	61	1,82E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,71	0,13452955	16,7875321	34	1,16E+02	0
			MIMO e-vvel	0,55	0,13384012	11,3358097	23	82,11547938	6,02E-06
			SP fixo T40 Q5	0,55	0,13495626	13,9114814	40	1,19E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,55	0,13266139	12,1761309	24	82,11503195	0,029411765
			MIMO e-vvel	0,63	0,13221437	14,109736	30	1,02E+02	0,112158097
		39	SP fixo T40 Q5	0,63	0,13486324	16,5965681	48	1,43E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,63	0,13395708	14,4741779	28	95,78569625	0
			MIMO e-vvel	0,71	0,13503747	15,5391449	30	1,07E+02	0
			SP fixo T40 Q5	0,71	0,13561757	19,2532444	55	1,64E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,71	0,13331825	16,8288927	32	1,09E+02	0,059333311
			MIMO e-vvel	0,55	0,13356549	17,6112875	33	75,31493385	0,4625578
			SP fixo T40 Q5	0,55	0,13585413	85,8460696	79	38,00666427	0,5
			SP fixo T50 Q4	0,55	0,13413238	17,5220233	33	78,3348887	0,5
			MIMO e-vvel	0,63	0,13180338	41,5593827	40	80,13630929	0,41191473
		92	SP fixo T40 Q5	0,63	0,13586825	1,02E+02	90	43,29535023	0,5
			SP fixo T50 Q4	0,63	0,13436374	20,882818	38	90,20452247	0,5
	32		MIMO e-vvel	0,71	0,13422444	40,6223529	40	86,83523407	0,375331902
			SP fixo T40 Q5	0,71	0,13574644	1,19E+02	100	48,10324648	0,5
			SP fixo T50 Q4	0,71	0,13582653	24,191733	42	99,70022959	0,516666667
			MIMO e-vvel	0,55	0,13603495	49,1459666	32	55,73894067	0,506138109
		12	SP fixo T40 Q5	0,55	0,1344088	86,9725695	50	23,82703706	0,5
Janeiro-		40	SP fixo T50 Q4	0,55	0,13401395	17,5594563	27	63,97360807	0,5
Março 2022		MIMO e-vvel	0,63	0,13496529	20,1045925	25	64,63269787	0,383900296	

			SP fixo T40 Q5	0,63	0,13624322	1,03E+02	58	27,63550097	0,5
			SP fixo T50 Q4	0,63	0,13248181	21,000851	32	75,82144575	0,606060606
			MIMO e-vvel	0,71	0,13405125	51,5124902	38	70,1862621	0,393019161
			SP fixo T40 Q5	0,71	0,1362503	1,20E+02	66	31,44396488	0,5
			SP fixo T50 Q4	0,71	0,13310616	24,3512327	36	85,29971104	0,5
			MIMO e-vvel	0,55	0,13612854	13,1753353	26	79,89220532	0,002039348
			SP fixo T40 Q5	0,55	0,13630979	13,8632851	50	1,49E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,55	0,13533594	14,0400465	27	79,60821192	0,020833333
			MIMO e-vvel	0,63	0,1356429	17,7899949	34	98,23690006	0,060661982
		92	SP fixo T40 Q5	0,63	0,13630383	16,5442275	59	1,76E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,63	0,13373579	16,8048206	32	94,37533953	0
	20		MIMO e-vvel	0,71	0,13544721	19,3947879	37	1,10E+02	0,033378099
			SP fixo T40 Q5	0,71	0,13465263	19,280281	68	2,03E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,71	0,13443592	19,4915783	36	1,06E+02	0
		43	MIMO e-vvel	0,55	0,1356198	13,6935494	25	74,56136696	0,008208047
			SP fixo T40 Q5	0,55	0,13390837	13,9585634	43	1,28E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,55	0,1324377	14,1470779	25	73,66601204	0
			MIMO e-vvel	0,63	0,13555581	16,064356	29	85,50861652	0,000504515
			SP fixo T40 Q5	0,63	0,13441331	16,6251805	51	1,52E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,63	0,13412926	16,8019615	29	85,44139401	0
			MIMO e-vvel	0,71	0,1362716	20,4187389	34	96,82980951	0,02
			SP fixo T40 Q5	0,71	0,13554848	19,2706565	58	1,73E+02	1
			SP fixo T50 Q4	0,71	0,13391002	19,5218203	33	97,21677592	0,0025423
			MIMO e-vvel	0,55	0,13154913	11,6429659	25	88,05663956	0,027352855
			SP fixo T40 Q5	0,55	0,13418602	13,9308608	44	1,31E+02	1
	14	73	SP fixo T50 Q4	0,55	0,13445769	12,1208134	25	85,55608407	0
			MIMO e-vvel	0,63	0,13492428	14,194814	30	1,01E+02	0,035435876
Treinamento			SP fixo T40 Q5	0,63	0,13494193	16,5861835	52	1,55E+02	1

SP fixo T50 Q4	0,63	0,13619645	14,4052542	29	99,23049061	0
MIMO e-vvel	0,71	0,13363675	15,2714415	31	1,10E+02	0
SP fixo T40 Q5	0,71	0,13396474	19,2996279	60	1,79E+02	1
SP fixo T50 Q4	0,71	0,13608733	16,7438135	33	1,13E+02	0,05241