

UNIVERSIDADE SANTA CECÍLIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA
MESTRADO EM ENGENHARIA MECÂNICA

TIAGO CASTILHO

**ESTIMATIVA DE EMISSÃO DE GASES ALCALINOS E APLICAÇÃO DE
TÉCNICAS DE LÓGICA PARA CONSISTENTE PARA ROTULAR AS
CONDIÇÕES DE COMBUSTÃO DO BAGAÇO DE CANA-DE-AÇÚCAR**

SANTOS/SP
2023

TIAGO CASTILHO

**ESTIMATIVA DE EMISSÃO DE GASES ALCALINOS E APLICAÇÃO DE
TÉCNICAS DE LÓGICA PARA CONSISTENTE PARA ROTULAR AS
CONDIÇÕES DE COMBUSTÃO DO BAGAÇO DE CANA-DE-AÇÚCAR**

Dissertação apresentada a Universidade Santa Cecília como parte dos requisitos para obtenção de título de mestre no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, sob a orientação de: Prof. Dr. Carlos Teófilo Salinas Sedano; Co-orientação de: Prof. Dr. João Inácio da Silva Filho.

SANTOS/SP

2023

Autorizo a reprodução parcial ou total deste trabalho, por qualquer que seja o processo, exclusivamente para fins acadêmicos e científicos.

Castilho, Tiago.

Título: Estimativa de emissão de gases alcalinos e aplicação de técnicas de lógica paraconsistente para rotular as condições de combustão do bagaço de cana-de-açúcar / Tiago Castilho - 2023.

72 p.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Teófilo Salinas Sedano

Coorientador: Prof. Dr. João Inácio da Silva Filho

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Santa Cecília, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Santos, SP, 2023.

1. Combustão de biomassa. 2. Temperatura da chama. 3. Emissão de gases alcalinos. 4. Espectrometria. 5. Lógica Paraconsistente Anotada.

I. Salinas, Carlos. II. Da Silva Filho, João Inácio. III. Estimativa de emissão de gases alcalinos e aplicação de técnicas de lógica paraconsistente para rotular as condições de combustão do bagaço de cana-de-açúcar

RESUMO

Quando se utilizam alguns tipos fontes de energia renovável, como o caso dos resíduos sólidos de biomassa, é necessário medir e controlar as emissões de poluentes gerados na sua combustão. Devido a cana-de-açúcar utilizada nas usinas vir de uma ampla variedade de fontes de abastecimento, existe o desafio de um uso eficiente e limpo dos resíduos sólidos desta biomassa. Assim é necessário monitorar o comportamento do bagaço durante o processo de queima para controlar a estabilidade da chama, as emissões e a eficiência da combustão, além de buscar determinar ou prever a composição das cinzas geradas. A variação na temperatura de combustão da biomassa afeta a eficiência da combustão e também a emissão de metais alcalinos, como potássio (K) e sódio (Na), que podem causar corrosão nas caldeiras. O objetivo do presente trabalho é estimar o conteúdo de gases alcalinos nas chamas durante a queima de o bagaço de cana-de-açúcar em testes de laboratório, assim como identificar e rotular condições físicas de combustão semelhantes para uma bateria de amostras nos testes de laboratório utilizando técnicas de lógica paraconsistente. Utiliza-se a técnica de espectrometria de emissão de chamas (FES - flame emission spectroscopy) e os espectros de emissão são capturados durante a combustão de amostras de bagaço num forno piloto. A temperatura da chama é calculada usando o método de duas cores juntamente com o método inverso Levenberg-Marquardt. Modelos e correlações da literatura são utilizadas para obter um banco de dados de conteúdo de emissão de potássio e sódio. Utilizando técnicas de lógica paraconsistente, um algoritmo preditor é implementado e amostras de bagaço foram rotuladas para identificar condições físicas de combustão semelhantes. Os resultados da emissão de potássio e sódio estimados para grupos rotulados pelo algoritmo da lógica paraconsistente são comparados e mostram boa concordância entre eles. O algoritmo criado pelo método da lógica paraconsistente se mostrou muito eficiente, mesmo com uma quantidade pequena de amostras. Uma concordância boa e razoável foi encontrada na estimativa do teor de emissão de potássio e sódio.

Palavras Chave: Combustão de biomassa. Temperatura da chama. Emissão de gases alcalinos. Espectrometria. Lógica Paraconsistente Anotada.

ABSTRACT

When some types of renewable energy sources are used, as in the case of solid biomass residues, it is necessary to measure and control the pollutant emissions generated in their combustion. Since the sugarcane used in the mills comes from a wide variety of supply sources, there is the challenge of an efficient and clean use of the solid residues of this biomass. Therefore, it is necessary to monitor the behavior of the bagasse during the burning process to control the stability of the flame, emissions and combustion efficiency, in addition to seeking to determine and/or predict the composition of the ash produced. The variation in biomass combustion temperature affects combustion efficiency and the emission of alkali metals, such as potassium (K) and sodium (Na), which can cause corrosion in boilers. The objective of the present work is to estimate the content of alkaline gases in the flames during the burning of sugarcane bagasse in laboratory tests, as well as to identify and label similar physical combustion conditions for a battery of samples in laboratory tests using paraconsistent logic techniques. The technique of flame emission spectroscopy (FES) is used. The flame emission spectra are captured during the combustion of bagasse samples in a pilot furnace. By using the two-color method together with the inverse Levenberg-Marquardt method, the flame temperature is calculated. Models and correlations from the literature to obtain a database of potassium and sodium emission content are used. Using paraconsistent logic techniques, a predictor algorithm is implemented and bagasse samples were labeled to identify similar physical combustion conditions. The results of the emission of sodium and potassium estimated for groups labeled using the algorithm of paraconsistent logic are compared and show good agreement between them. The algorithm created by the paraconsistent logic method proved to be very efficient, even with a small number of samples. A good and reasonable agreement was found in the estimation of the emission content of potassium and sodium.

Keywords: Biomass combustion. Flame temperature. Alkaline gas emission. Spectrometric. Paraconsistent Annotated Logic.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Fonte de energia não renovável.....	13
Figura 2. Fontes de energia renovável.....	14
Figura 3. Ciclo da biomassa na geração de energia.	14
Figura 4. Esquema de processo da cana-de-açúcar.....	15
Figura 5. Representação de LPA2v. a) Rede associada quatro vértices. b) LPA2v-Reticulado com estados lógicos paraconsistentes e anotações.....	26
Figura 6. Quadrado Unitário no Plano Cartesiano QUPC. a) Reticulado e LPA2v. b) Reticulado com G_c - Grau de certeza (X), grau de Contradição de G_{CT} (Y) e distância d para obter G_{Cr}	28
Figura 7. Gráfico da equação da linha de equação da equação da equação para ser usada no extrator dos graus do algoritmo de evidência e símbolo do extrator dos graus do algoritmo de evidência.	29
Figura 8. Símbolo de um nó típico de análise paraconsistente (NAP).	29
Figura 9. Câmara de combustão piloto (a). Câmara em grade (b).	36
Figura 10. Esquema do sistema de espectrometria.	37
Figura 11. Estrutura paraconsistente para aprender os padrões de sinal do espectro de temperatura da queima do bagaço de cana-de-açúcar e do ciclo de testículos e comparações.....	38
Figura 12. Símbolo do Algoritmo Extrator dos Efeitos da Contradição (ParaExtrctr).41	
Figura 13. Gráfico de queima de biomassa (amostra 2). Espectro na faixa de comprimento de onda ultra violeta/visível – UV-VIS (a). Espectro na faixa de comprimento de onda visível – VIS (b). Espectro na faixa de comprimento de onda próximo ao infravermelho – NIR (c).....	43
Figura 14. Pico de 589 nm no espectro de comprimento de onda ultra violeta/visível (UV-VIS) da amostra 2.	44
Figura 15. Pico de 766 nm no espectro de comprimento de onda visível (VIS) da amostra 2.	44
Figura 16. Espectros na faixa de comprimento de onda ultra violeta/visível-UV-VIS. Amostra 2 (a). Amostra 3 (b). Amostra 4 (c). Amostra 5 (d). Amostra 6 (e). Amostra 7 (f). Amostra 8 (g). Amostra 9 (h).....	45
Figura 17. Espectros na faixa de comprimento de onda visível-VIS. Amostra 2 (a). Amostra 3 (b). Amostra 4 (c). Amostra 5 (d). Amostra 6 (e). Amostra 7 (f). Amostra 8	

(g). Amostra 9 (h).	46
Figura 18. Indicação de áreas com dados inconsistentes estudada. Amostra 2 (a). Amostra 3 (b). Amostra 4 (c). Amostra 5 (d). Amostra 6 (e). Amostra 7 (f). Amostra 8 (g). Amostra 9 (h).	49
Figura 19. Grau de Evidência Resultante Real-LPA2v. Amostra de padrão paraconsistente 2 (a). Amostra de padrão paraconsistente 3 (b). Amostra padrão paraconsistente 4 (c). Amostra de padrão paraconsistente 5 (d). Amostra de padrão paraconsistente 6 (e). Amostra de padrão paraconsistente 7 (f). Amostra de padrão paraconsistente 8 (g). Amostra de padrão paraconsistente 9 (h).....	51
Figura 20. Grau de frequência das amostras em relação ao padrão criado (amostra 4). Amostra 5 (a). Amostra 6 (b). Amostra 7 (c). Amostra 8 (d). Amostra 9 (e).	52
Figura 21. Grau de frequência da amostra 3 em relação ao padrão criado (amostra 2).	53
Figura 22. Estimativa de concentração de sódio versus temperatura de chama para a combustão de amostras de biomassa correspondentes ao grupo 01 determinada pela Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores LPA2v.	54
Figura 23. Estimativa de concentração de potássio versus temperatura de chama para a combustão de amostras de biomassa correspondentes ao grupo 01 determinada pela Lógica Anotada paraconsistente com anotação de dois valores LPA2v.	55
Figura 24. Estimativa de concentração de sódio versus temperatura de chama das amostras de biomassa correspondentes ao grupo 02 determinada pela Lógica Anotada paraconsistente com anotação de dois valores LPA2v.....	56
Figura 25. Estimativa de concentração de potássio versus temperatura de chama das amostras de biomassa correspondentes ao grupo 02 determinada pela Lógica Anotada paraconsistente com anotação de dois valores LPA2v.....	56
Figura 26. Variação da concentração de sódio versus tempo de todas as amostras analisadas neste estudo.....	57
Figura 27. Variação da concentração de potássio versus tempo de todas as amostras analisadas neste estudo.....	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Faixa de medição considerada com dados consistentes para cada amostra coletada.....	49
Tabela 2 - Valores em ppm da concentração de potássio na queima do bagaço de cana.	58

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	Alternating Current (corrente alternada)
CCD	Charge-Coupled Device (dispositivo acoplado a carga)
CPFAAS	Collinear PhotoFragmentation and Atomic Absorption Spectroscopy (fotofragmentação colinear e absorção atômica espectroscopia)
DC	Direct Current (corrente contínua)
EDX	Energy Dispersive X-Ray Spectroscopy (espectroscopia de raios-x dispersos de energia)
ELIF	Excimer Laser-Induced Fragmentation Fluorescence (excimer laser fluorescência)
GLP	Gás Liquefeito de Petróleo
LIBS	Laser Induced Breakdown Spectroscopy (espectroscopia de quebra induzida por laser)
LP	Lógica Paraconsistente
LPA	Lógica Paraconsistente Anotada
LPA2v	Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores
LS-SRV	Least Squares Support Vector Regression (mínimos quadrados suportam regressão vetorial)
LS-SVM	Least Squares Support Vector Machine (máquina de vetor de suporte de mínimos quadrados)
NAP	Nó de Análise Paraconsistente
ParaExtrctr	Algoritmo Extrator do Efeitos da Contradição
PCA	Principal Component Analysis (análise de componentes principais)
PLIF	Planar Laser-Induced Fluorescence (fluorescência induzida por laser planar)
QUPC	Quadrado Unitário no Plano Cartesiano
RBF	Radical Basis Function (função de base radial)
SEM	Scanning Electron Microscope (microscópio eletrônico de varredura)
SVM	Support Vector Machine (máquina de vetor de suporte)
TDLAS	Tunable Diode Laser Absorption Spectroscopy (espectroscopia de absorção de laser de diodo ajustável)
XRD	X-Ray Diffractometer (difratômetro de raios-x)
XRF	X-Ray Fluorescence Spectrometer (espectrômetro de fluorescência de

raios-x)

LISTA DE SÍMBOLOS

I	Intensidade de radiação
λ	Comprimento de onda
$\varepsilon(\lambda)$	Emissividade da chama
T	Temperatura
h	Constante de Planck
c	Velocidade da luz no vácuo
k	Constante de Boltzmann
C_{Na}	Concentração de sódio
I_{Na589}	Intensidade radiação do sódio no comprimento de onda de 589 nm
C_K	Concentração de potássio
I_{K766}	Intensidade radiação do potássio no comprimento de onda de 766 nm
$p = p$	Princípio da identidade
$p \rightarrow p$	Princípio da identidade proposicional
$p \vee \neg p$	Princípio do terceiro excluído
$\neg (p \vee \neg p)$	Princípio da não-contradição
P	Proposição
V	Estado lógico verdadeiro
F	Estado lógico falso
$\perp$	Estado lógico para completo ou indeterminado
T	Estado lógico inconsistente
$P(\mu, \lambda)$	Proposição P com sua anotação de dois valores lógicos
μ	Grau de evidência favorável
λ	Grau de evidência desfavorável
G_C	Grau de certeza
G_{ct}	Grau de contradição
G_{Cr}	Grau de certeza real
d	Distância entre o estado lógico para consistente e o estado lógico extremo verdadeiro ou falso
μ_{ER}	Grau de evidencia resultante real
$\max_{valor}$	Maior valor da grandeza
$\min_{valor}$	Menor valor da grandeza
$MedidaX_{valor}$	Medição da grandeza

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	IMPORTÂNCIA	13
1.2	PROBLEMÁTICA	15
1.3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	17
1.4	JUSTIFICATIVA	21
1.5	FORMULAÇÃO TEÓRICA E PROCEDIMENTO NUMÉRICO.....	22
1.5.1	Formulações de espectrometria (FES – flame emission spectroscopy) ...	22
1.5.1.1	Cálculo de temperatura	23
1.5.1.2	Cálculo de emissão de álcali	23
1.5.2	Abordagem Lógica: Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores LPA2v.....	24
1.5.3	Extrator dos graus de evidência.....	28
1.5.4	Nó de Análise Paraconsistente (NAP).	29
1.5.5	Extrator dos efeitos da contradição.....	31
1.5.6	Detector de ocorrências de similaridade.....	32
1.5.7	Extrator de graus de evidência da frequência.....	32
1.6	OBJETIVO.....	33
1.6.1	Objetivo geral.....	33
1.6.2	Objetivos específicos	33
2	MATERIAIS E MÉTODOS.....	35
2.1	CONFIGURAÇÃO EXPERIMENTAL	35
2.1.1	Sistema espectrométrico.....	36
2.1.2	Procedimento Numérico.....	37
2.1.3	Extrator dos graus de evidência.....	38
2.1.4	Nó de Análise Paraconsistente (NAP).	39
2.1.5	Extrator dos efeitos da contradição.....	39
2.1.6	Detector de ocorrências de similaridade.....	41
2.1.7	Extrator de graus de evidência da frequência.....	42
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	50
4	CONCLUSÕES	60
4.1	TRABALHOS FUTUROS	60
	REFERÊNCIAS	62
	APÊNDICE A – Códigos de programação no sistema MATLAB	68

1 INTRODUÇÃO

1.1 Importância

Com o crescimento da população e economia mundial a cada ano, aumenta cada vez mais a necessidade da proteção do meio ambiente em todos os sentidos, porém um dos pontos mais preocupantes é o controle e a redução da emissão de dióxido de carbono (CO_2) na atmosfera de nosso planeta (LI, K. et al., 2021). No mundo todo é comum a ocorrência de combustível sólido como fonte de energia primária, sendo o mais comum o carvão. A queima desse combustível para geração de energia emite uma das maiores taxas de CO_2 na atmosfera terrestre, cerca de duas vezes mais que na queima do gás natural por exemplo, além de liberar outros materiais particulados que são prejudiciais para a saúde humana, tais como: dióxido de enxofre (SO_2) e óxido de nitrogênio (NO), e mesmo com todos estes fatores, no ano de 2014, os combustíveis sólidos foram responsáveis por fornecer 30% da produção global de energia (WENG, W. et al., 2017).

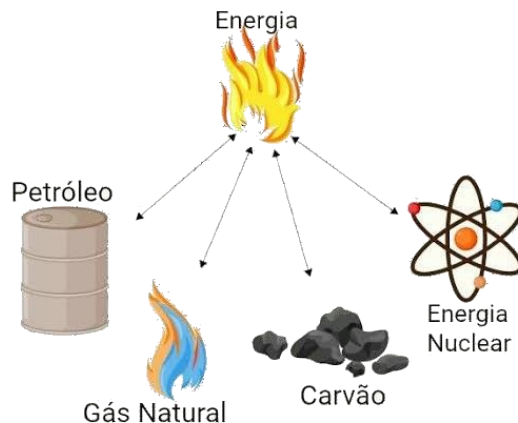


Figura 1. Fonte de energia não renovável.
Fonte: SOUZA, R. (2022)

Com isso o uso de combustíveis sólidos convencionais, como o próprio carvão, está cada vez menos utilizado nas indústrias. Neste contexto vem ganhando bastante força a utilização de energias verdes e renováveis, como por exemplo a biomassa, que consegue se equilibrar muito bem nas emissões de CO_2 , por conseguir consumir grande quantidade desse gás no seu processo de produção do insumo. Em países da Europa e na China, pelotas de biomassa já estão sendo amplamente utilizadas em diversos setores para a geração de energia térmica e aquecimento tanto em

ambientes industriais quanto civis (LI, K. et al., 2021). Sendo que em 2016 a biomassa forneceu cerca de 10% a 15% dessa demanda de energia global (WENG, W. et al., 2017).

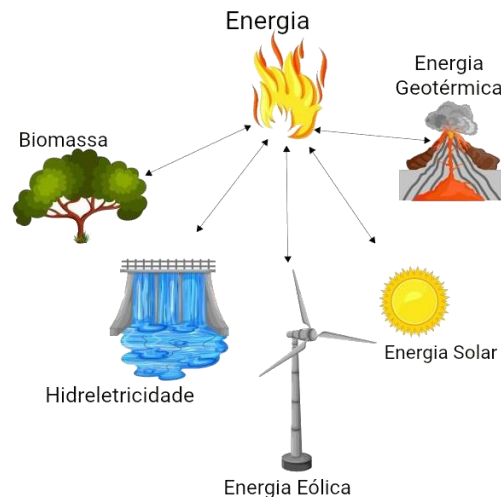


Figura 2. Fontes de energia renovável.
Fonte: SOUZA, R. (2022)

Devido a biomassa vir de uma enorme variedade de fontes em substituição do convencional carvão nas usinas termelétricas, que foram projetadas para operação exclusiva de combustível sólido, um novo desafio vem surgindo no mundo todo, que é justamente fazer a adequação para a queima da biomassa nestes fornos, já que é necessário compreender o comportamento de cada variedade de biomassa no processo da queima, controlar a estabilidade da chama, medir a eficiência da combustão, conhecer os tipos de escórias e incrustações na caldeira, além de analisar a composição das cinzas que são geradas (GE, H. et al., 2021).



Figura 3. Ciclo da biomassa na geração de energia.
Fonte: ZAPIEN-RODRÍGUEZ, J.M.; ESCOTO-SOTELO, E.A.; NÚÑEZ-PÉREZ, F.A. (2019)

1.2 Problemática

A produção de energia por biomassa possui vantagens por ser uma produção limpa, com recursos renováveis e com a capacidade de atingir quase zero emissões de CO₂.

Uma das biomassas mais abundantes no Brasil é a cana-de-açúcar e no esquema da figura 4 é possível entender o motivo da utilização dela neste estudo, pois além da capacidade de geração e transformação em energia elétrica, a cana-de-açúcar possui a capacidade de gerar mais dois subprodutos de energia, tais como o açúcar e o etanol. No 1º passo a cana colhida segue para a moenda extraíndo o caldo para a produção justamente do açúcar e do etanol. No 2º passo é recolhido a sobra da cana que é o bagaço, que em muitos locais é tratado como resíduo industrial e descartado, mas como proposto aqui é utilizado como combustível substituindo o carvão nas caldeiras. No 3º passo estas caldeiras geram vapor de água acionando turbinas e geradores, convertendo energia mecânica em elétrica. E finalmente no 4º passo a energia gerada é utilizada pela própria usina e o excedente é vendido e direcionada para distribuição na rede da concessionária.

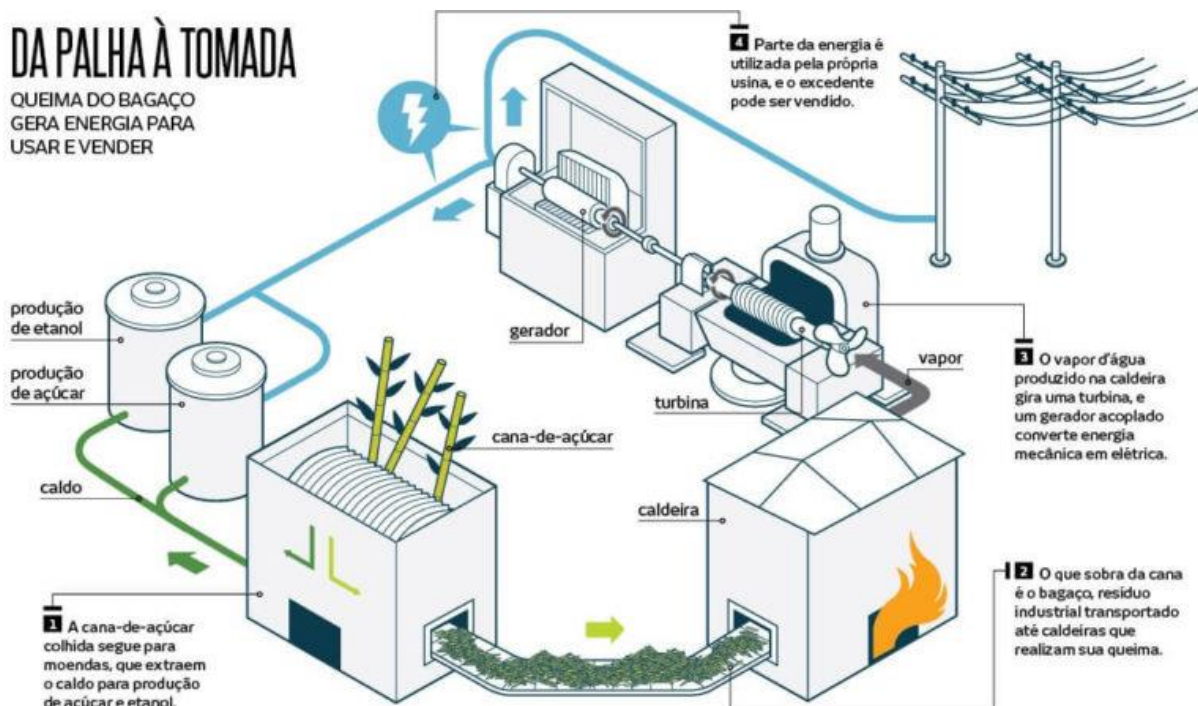


Figura 4. Esquema de processo da cana-de-açúcar
Fonte: DACHERY, J.M. (2020)

A transformação de biomassa em energia pode ser realizada de três formas: gaseificação, pirólise ou combustão direta, sendo este último o método mais fácil e prático de se utilizar. Medir e controlar a temperatura de combustão para a queima de biomassa se torna um fator importante, já que qualquer variação nessa temperatura afeta a formação e a composição de fuligem, podendo poluir mais o meio ambiente, afetar a eficiência da transferência de calor no forno e a liberação de metais alcalinos, tais como potássio (K) e sódio (Na), que nas cinzas e escórias geradas pelo processo da queima, reagem diretamente com a estrutura metálica das caldeiras, causando aceleração do processo de corrosão (YAN, W. et al., 2020).

Comparado com o carvão, a biomassa geralmente possui muito mais metais alcalinos (potássio e sódio) em sua composição, e quando submetidos à combustão em caldeiras ou fornos, são liberados em certas quantidades gerando escória e acúmulo de cinzas. Os metais alcalinos depositados nessas cinzas, por serem muito reativos com a água (H_2O) presente na umidade do ar, fazem com que a corrosão nas chapas metálicas das caldeiras seja mais precoce do que com a queima de combustíveis sólidos convencionais. Dessa forma estudar a liberação e concentração desses componentes químicos na queima da biomassa para geração de energia se torna muito importante para a integridade e vida útil dos equipamentos de geração de energia, principalmente nas indústrias (LI, K. et al., 2021).

A qualidade do processo de combustão de resíduos sólidos de biomassa está diretamente relacionada à temperatura da chama de combustão. Alguns dos parâmetros mais importantes a serem conhecidos ao tentar diagnosticar um sistema de combustão são: a temperatura de combustão e as emissões de poluentes ambientais. Portanto, é necessário usar métodos precisos para medir a temperatura e as emissões de poluentes durante a combustão da biomassa. Diferentes métodos foram desenvolvidos para medir a temperatura de uma chama dentro de uma câmara de combustão (ROMERO, C. et al., 2005; BAI, X. et al., 2011; EL-SAYED, S.A.; MOSTAFA, M.E., 2019).

Fazer a detecção da temperatura da chama de forma eficaz durante a queima do combustível nos fornos, garante a segurança na operação e leva ao melhor rendimento na transformação e geração de energia. Muitos métodos podem ser utilizados para fazer este tipo de medição da chama, alguns mais caros como a espectroscopia a laser, que geram altas resoluções, mas em muitas vezes inviabilizando seu uso nas usinas, devido ao custo elevado dos equipamentos e

sistema óticos complexos. No entanto existem técnicas de processamento de imagem baseadas em um sinal tricromático que se utiliza de dois comprimentos de onda para calcular a emissividade e temperatura da chama através do processamento de imagem, essa técnica é chamada de método de duas cores e já é muito mais acessível e aplicável em fornos de geração de energia (YAN, W. et al., 2017).

Uma montagem experimental detalhada e o procedimento de cálculo que usa um modelo empírico de cálculo espectral para medir a temperatura da parede e a temperatura da chama dentro de um forno, usando informações da radiação coletada no espectro visível está presente nos estudos de Rossow, R.A (2005) e Keyvan, S.; Rossow, R.A.; Romero, C. (2006). O método de duas cores é usado para calcular a temperatura da chama em muitos trabalhos. Assim, uma análise espectral para determinar se a condição de corpo cinza é satisfeita para certos tipos de chama é proposta no trabalho de Sun, Y.P.; Lou, C.; Zhou, H.C (2011). Entre os outros sinais, os espectros de emissão de chamas de biomassa contêm espectros contínuos da radiação de corpo negro de partículas sólidas (por exemplo, partículas de fuligem, carvão ou cinzas) e dos espectros de linha de átomos livres (por exemplo, metais alcalinos ou alcalino-terrosos) (MAVRODINEANU, R., 1970). A medição espectrométrica baseada na técnica do espectro de emissão de chama é relativamente simples de implementar e há relatos de pesquisas sobre sua aplicação para controle de combustão de fornos e monitoramento de emissões de poluentes (YAN, W.J. et al., 2013; JAN, W.J. et al., 2017). O desenvolvimento de métodos de diagnóstico adequados para o monitoramento prático de chamas é um objetivo importante na pesquisa de combustão e tem recebido atenção crescente e esforços de pesquisa significativos. Em um artigo, foi apresentada uma revisão das técnicas propostas na literatura para monitoramento de chamas, aplicadas ou projetadas para o monitoramento e controle de equipamentos práticos de combustão. Este trabalho abordou tópicos relacionados a sensores ópticos, técnicas de imagem, transdutores de pressão e métodos de sondagem (BALLESTER, J.; GARCIA-ARMINGOL, T., 2010).

1.3 Fundamentação teórica

Diversos métodos óticos podem ser utilizados para fazer a medição de metais alcalinos durante a queima de combustíveis sólidos. Um dos métodos é a

espectroscopia de emissão ótica com plasma induzido por laser (LIBS – *laser induced breakdown spectroscopy*), na medição dos metais alcalinos, sódio (Na) e potássio (K), independente dos estados de ligação química desses componentes, nas partículas queimadas de carvão e madeira (HSU, L. et al., 2011; HE, Y. et al., 2013; FATEHI, H. et al., 2015; ZHANG, Z. et al., 2015).

Nessas medições utilizando o LIBS, a liberação total dos metais alcalinos foi medida, independentemente dos estados de ligação química (átomos, cloretos, hidróxidos, etc.) (HSU, L. et al., 2011; HE, Y. et al., 2013). Da taxa de liberação medida, foi possível modelar a cinética de liberação desses metais com um modelo de partícula (FATEHI, H. et al., 2015). Usando fragmentação induzida por excimer laser fluorescência (ELIF - *excimer laser-induced fragmentation fluorescence*), foram medidas espécies alcalinas nos gases de combustão de diferentes sistemas, tais como o cloreto de sódio (NaCl) e hidróxido de sódio (NaOH) (GOTTWALD, U.; MONKHOUSE, P.; BONN, B., 2001; GOTTWALD, U. et al., 2002; GOTTWALD, U. et al., 2003; GREGER, F. et al., 1996; HARTINGER, K.T. et al., 1994; MONKHOUSE, P.B. et al., 2003; CHADWICK, B.L.; DOMAZETIS, G.; MORRISON, R.J.S. , 1995; CHADWICK, B.L. et al., 1996). Foi utilizado fotofragmentação colinear e absorção atômica espectroscopia (CPFAAS - *collinear photofragmentation and atomic absorption spectroscopy*) para detectar cloreto de potássio (KCl), hidróxido de potássio (KOH) e potássio (K) atômico liberado da queima de partículas de madeira. Em temperatura elevada, uma certa quantidade dos compostos de metais alcalinos sofre decomposição permitindo a detecção deles em combustíveis através da observação de espécies atômicas. (SORVAJÄRVI, T. et al., 2014). A fluorescência induzida por laser planar (PLIF - *planar laser-induced fluorescence*) foi utilizada para medir o sódio (Na) atômico em uma pluma de carvão em chamas usando (VAN LITH, S.C. et al., 2008); VAN EYK, P.J. et al., 2008). A partir desta medição, um mecanismo para liberação dos metais alcalinos foi proposto (VAN EYK, P.J.; ASHMAN, P.J.; NATHAN, G.J., 2011). Enquanto o modelo prevê com precisão a liberação de sódio (Na) durante o carvão e estágio de cinzas, forte espalhamento de laser durante a desvolatilização, assim, nenhuma validação de modelo foi possível durante essa fase. O estágio de desvolatilização, é no entanto, significativo na liberação dos metais alcalinos, especialmente para biomassa, que contém uma alta proporção volátil.

A espectroscopia de absorção de laser de diodo ajustável (TDLAS - *tunable diode laser absorption spectroscopy*) é uma modificação da técnica de absorção do

laser, o que melhora os ruídos nos sinais, varrendo rapidamente sobre uma absorção. Tem sido usado para medir vários tipos de componentes da combustão como metano (CH_4), dióxido de carbono (CO_2), monóxido de carbono (CO), água (H_2O) e oxigênio (O_2). (BOLSHOV, M.A.; KURITSYN, YU.A.; ROMANOVSKII, YU.V., 2015). A técnica de TDLAS oferece bom desempenho de medição de fuligem e foi utilizada para fazer medições de absorção de potássio atômico no gás de combustão de um sistema com carvão de alta temperatura (SCHLOSSER, E. et al., 2002). A mesma técnica foi usada para medir o potássio atômico no núcleo do reator de um gaseificador de biomassa e a quantitativa de potássio atômico na queima de madeira e palha (SEPMAN, A. et al., 2017; QU, Z. et al., 2016; WENG, W. et al., 2017).

Uma grande quantidade de informações sobre a liberação de potássio durante a combustão de biomassa pode ser obtida através de tecnologia de teste *offline*, que inclui principalmente microscópio eletrônico de varredura (SEM - *scanning electron microscope*), espectrômetro de fluorescência de raios-x (XRF - *x-ray fluorescence spectrometer*), espectroscopia de raios-x dispersos de energia (EDX - *energy dispersive x-ray spectroscopy*) e difratômetro de raios-x (XRD - *x-ray diffractometer*) (VASSILEV, S.V.; VASSILEVA, C.G., 2005; WANG, C. et al., 2020). Embora a tecnologia de teste *offline* possa determinar a forma e conteúdo de potássio durante todo o ciclo de combustão da biomassa, não pode obter informações sobre a concentração dele liberado no gás em tempo real, mas esta informação é essencial para otimizar o modelo de liberação do potássio (JENSEN, P.A. et al., 2000; LIAO, Y.; YANG, G.; MA, X., 2012). Nos últimos anos, as tecnologias de espectroscopia a laser, como LIBS, têm sido usados para a medição online de concentração de potássio e sódio em chamas. A técnica de LIBS foi utilizada para fazer medições online de sódio (Na), potássio (K), gálio (Ga), magnésio (Mg) e outros elementos no gás de combustão da cauda da caldeira e mostrou que a concentração de sódio liberado no gás de combustão estava relacionada à temperatura da parede para fornos de vidro. Quando a temperatura da parede aumentou em 50 K, a concentração de sódio liberado no gás de combustão dobrou, o que indicou que a concentração estava relacionada ao aumento de temperatura além de medir a liberação concentrações de potássio (K) e sódio (Na) durante a combustão de madeira de pinho (BLEVINS, L.G. et al., 2003; HSU, L. et al., 2011; LI, K., et al., 2021).

Embora a identificação *online* de tipos de carvão tenha sido amplamente estudada, pesquisas limitadas foram realizadas para identificar tipos de combustíveis

de biomassa em tempo real. Estudos têm se concentrado na identificação do tipo de combustível com base na detecção de radiação de chama e detecção de chamas baseada em imagem sendo proposta uma técnica de rastreamento de combustível online onde três fotodiodos foram usados para adquirir sinais radiativos de chama nas faixas espectrais ultravioleta (UV), visível (VIS) e infravermelha (IR) (XU, L. et al., 2004; XU, L. et al., 2005; XU, L. et al., 2012; TAN, C. et al., 2012).

Características da chama, como componente de estado estacionário, componente dinâmico, nitidez, curtose no domínio do tempo dos sinais de chama, frequência de cintilação foram analisados e através da integração da análise de componente principal (PCA - *principal component analysis*) modelos computacionais foram utilizados para identificar o tipo de carvão, as técnicas de controle fuzzy e rede neural. Quatro fotodiodos foram utilizados para coletar sinais de chama em diferentes bandas (como 400–1100nm, 900–1700nm, 1800–3200nm, 2000–7000nm). O domínio do tempo e características de domínio de frequência do componente corrente contínua (DC), corrente alternada (AC), valor médio quadrático, assimetria, curtose e frequência de oscilação foram extraídos, respectivamente. A identificação de biomassa, carvão simples e carvão misturado foi realizado com base em um modelo de lógica fuzzy. Foram examinadas a máquina de vetor de suporte de mínimos quadrados (LS-SVM - *least squares support vector machine*) para identificar os tipos de combustível usando recursos de chama como valores de pico, frequência e intensidade de oscilação. E desenvolveu-se um dispositivo de carga acoplada (CCD - *charge-coupled device*) baseado no sistema espectroscópico que é capaz de detectar os espectros de linha atômica de metais alcalinos (Na e K) em chamas de carvão. Algoritmos foram sugeridos para a identificação do tipo de carvão com base nas informações de chama obtidas (XU, L. et al., 2012; CHI, T. et al., 2010; XU, L. et al., 2004; HUANG, Y. et al., 2011; YIN, F. et al., 2017).

Um modelo de máquina de vetor de suporte (SVM - *support vector machine*) foi desenvolvido baseando-se nas imagens da chama, intensidade de luz e frequência de tempo para assim, conseguir identificar on-line do tipo de carvão (ZHOU, H. et al., 2014). Comparando o método de detecção de radiação de chama com o da detecção de chama baseada em imagem, o primeiro tem a vantagem de menos carga de processamento de dados, portanto menor tempo de resposta do sistema. A maioria das pesquisas sobre identificação de combustível é baseada na radiação da chama, onde apenas sinais de chama nas bandas de radiação específicas foram usados. No

entanto, a chama contém informações abundantes, por exemplo, informações radiativas de radicais de chama tais como hidroxilas (OH) na faixa de 310,85nm, nitrilas (CN) na faixa de 390,00nm, hidrocarbonetos (CH) na faixa de 430,57nm e C₂ nas faixas de 515,23nm, 545,59nm que estão intimamente relacionados às propriedades do combustível e as condições de operação, resultando na formação e emissão de poluentes atmosféricos. Alguns estudos foram realizados onde as características dos radicais de chama eram adquiridas através de imagens espectroscópicas de chama, e as emissões de óxido de nitrogênio (NO_x) foram previstas usando diferentes algoritmos de computacionais, incluindo transformação de contorno, regressão vetorial de suporte a mínimos quadrados (LS-SVR - *least squares-support vector regression*), modelagem de função de base radial e técnicas de aprendizagem profunda. O trabalho preliminar de identificação *online* de combustíveis de biomassa também foi realizado com base na combinação de imagem de radical de chama com vários modelos, incluindo função de base radical (RBF - *radical basis function*), rede neural e SVM (LI, X. et al., 2015). Essas técnicas, no entanto, são consideradas complicadas e demoradas para construir a engenharia de recursos, especialmente para usos práticos. Algoritmos de computação próprios com base nos quais um modelo de identificação de combustível é estabelecido. A rede neural e o SVM têm sido amplamente usados para esses fins. Embora a rede neural tenha provado ser uma ferramenta poderosa para identificar o tipo de combustível, possui uma série de desvantagens, como convergência lenta, oscilação fácil e queda fácil em mínimos locais. O SVM, tem uma boa capacidade de generalização, uma vez que funciona com o princípio da minimização do risco estrutural. O SVM é um algoritmo de classificação binária. Geralmente sofre uma baixa eficiência de classificação na resolução problemas de várias classificações. Também é difícil selecionar a função do núcleo e os parâmetros em um modelo SVM. O algoritmo do modelo de árvore é um método de aprendizado de máquina supervisionado, que adota uma estrutura de árvore para construir um modelo baseado nos atributos dos dados. Cada ramo de uma árvore, do nó da raiz ao nó da folha, pode determinar exclusivamente uma regra de classificação (GE, H., et al., 2021).

1.4 Justificativa

O estudo sobre a liberação de metais alcalinos continua sendo de relevante

importância, principalmente nas indústrias de geração de energia que utilizam a combustão de combustíveis sólidos. Durante a queima desse combustível é gerado vapores como o cloreto de sódio (NaCl) e o cloreto de potássio (KCl) e estes componentes são extremamente reativos, principalmente com a água presente na umidade do ar, causando problemas de incrustação e corrosão na superfície dos fornos (WENG, W., et al., 2017).

Por trabalhar com altas temperaturas, as caldeiras de usinas de energia são propensas ao fenômeno de coque, pois em sua composição, o combustível sólido contém metais alcalinos, tornando baixo o ponto de fusão das cinzas desse combustível.

Medir e conhecer as concentrações de sódio e potássio em uma chama de combustão dentro dos fornos de forma precisa se tornou importante, pois os metais alcalinos liberados durante a combustão são responsáveis pela formação de depósitos pegajosos na caldeira, interferindo no funcionamento adequado do forno (OLESCHKO, H. et al., 2007).

Para compreender o processo da queima por espectros da chama de combustão é necessário relacionar três parâmetros funcionais, como a intensidade da radiação, a concentração de vapores dos metais alcalinos e a temperatura local da chama, tomando o devido cuidado com ruídos nas medições, já que o método de captura dos espectros são bastante sensíveis e normalmente necessitam de métodos automatizados ou manuais para separação e identificação dos pontos de linha de base dos dados coletados (YAN, W., et al., 2017).

1.5 Formulação teórica e procedimento numérico

Na execução deste trabalho utilizou o método de duas cores para calcular a temperatura das chamas e correlações empíricas para estimar a emissão de metais alcalinos durante a combustão da biomassa. Foram utilizados algoritmos paraconsistentes para formar uma estrutura computacional capaz de aplicar técnicas de aprendizagem de máquina com o objetivo de agrupar os dados originados da queima do bagaço de cana-de-açúcar e investigar a correlação com as quantidades físicas do processo.

1.5.1 Formulações de espectrometria (FES – *flame emission spectroscopy*)

1.5.1.1 Cálculo de temperatura

A intensidade de radiação “I” emitida por uma chama no comprimento de onda “ λ ” depende da emissividade da chama “ $\varepsilon(\lambda)$ ” e da temperatura “T” de acordo com a lei de Planck abaixo (ZHOU, L., et al., 2022) (MODEST M.F., 2013).

$$I(\lambda, T) = \varepsilon(\lambda) \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5 (e^{hc/\lambda kT} - 1)} \quad (1)$$

onde “h” é a constante de Planck, “c” é a velocidade da luz e “k” é a constante Boltzmann. Para a faixa de comprimento de onda que varia entre 300 a 1.000 nm e a faixa de temperatura variando entre 800 a 2000 K, uma vez que “ $hc/\lambda kT \gg 1$ ”, a lei de Planck pode ser substituída pela lei de radiação de Wien (ZHOU, L., et al., 2022) (MODEST, M.F., 2013).

$$I(\lambda, T) = \varepsilon(\lambda) \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5 (e^{hc/\lambda kT})} = \varepsilon(\lambda) I_b(\lambda, T) \quad (2)$$

O sistema espectrométrico obtém a intensidade de radiação monocromática dentro da faixa de comprimento de onda de 260 a 1.100 nm. A saída do sistema espectrométrico e do sistema de imagem de chama é apenas um valor de tensão convertido do sinal de radiação através da conversão fotoelétrica. Com base na suposição de uma emissividade constante no comprimento de onda “ λ ” e “ $\lambda + \Delta \lambda$ ”, a temperatura “T” é dada pelo método de duas cores como,

$$T = \frac{-C_2 \left(\frac{1}{\lambda} - \frac{1}{\lambda + \Delta \lambda} \right)}{\ln \left[\frac{I(\lambda, T)}{I(\lambda + \Delta \lambda, T)} \frac{\lambda^5}{(\lambda + \Delta \lambda)^5} \right]} \quad (3)$$

1.5.1.2 Cálculo de emissão de álcali

Quando os átomos recebem fótons de uma fonte, seus elétrons podem mudar seu nível de energia, se a energia do fóton corresponder à energia quantizada do elemento. Cada elemento químico tem quantidades específicas de energia que geram uma mudança de nível, quantidades menores ou maiores não geram tal transição. A presença de linhas de emissão ou absorção no espectro eletromagnético em frequência (ou em comprimentos de onda) características dos elementos químicos mostram sua presença nos gases passados pelos fótons. A correlação para a

estimativa de concentração de sódio e de potássio em chamas que se correlacionam com a emissão de intensidade e temperatura é proposta em como indicado a seguir (LI, K., et al., 2021a; LI, K., et al., 2021b).

$$I_{589 Na} = 1,2966 \times I_b(\lambda_{589}, T) \times C_{Na} \quad (4)$$

$$I_{766 K} = 0,821 \times I_b(\lambda_{766}, T) \times C_K \quad (5)$$

onde “ C_{Na} ” é concentração de sódio em ppm, e “ I_{Na589} ” é a emissão de intensidade de radiação do sódio no comprimento de onda igual a 589 nm e “ C_K ” é concentração de potássio em ppm, e “ I_{K766} ” é a emissão de intensidade de radiação de potássio no comprimento de onda igual a 766 nm.

Assim, com base nos dados espectrais da chama de biomassa e usando a formulação do método de duas cores (equação 3) e a correlação empírica da literatura (LI, K., et al., 2021a; LI, K., et al., 2021b) para estimar a concentração de sódio e de potássio nas chamas (equação 4 e 5), é construído um banco de dados que é utilizado na técnica de Inteligência Artificial chamada Lógica Anotada Paraconsistente com anotação de dois valores (LPA2v).

1.5.2 Abordagem Lógica: Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores LPA2v

A seguir está uma descrição mais detalhada da Lógica Paraconsistente (LP) e sua extensão na forma LPA2v, bem como suas equações e algoritmos usados neste trabalho.

A lógica clássica baseia-se em leis binárias rígidas, o que impossibilita aplicá-la em algumas situações do mundo real, como situações de redundância, inconsistências ou expressas por incompletude (DA SILVA FILHO, J.I., LAMBERT-TORRES, G., ABE, J.M., 2010). Os quatros princípios básicos da lógica clássica podem ser descritos conforme as seguintes notações matemáticas:

1. Princípio da Identidade “ $p = p$ ”:

Todo objeto é idêntico a si mesmo.

2. Princípio da Identidade proposicional “ $p \rightarrow p$ ”:

Toda proposição implica nela mesma.

3. Princípio do terceiro excluído “ $p \vee \neg p$ ”:

De duas proposições contraditórias (isto é, tais que uma é a negação da outra) uma delas é verdadeira.

4. Princípio da não-contradição “ $\neg (p \vee \neg p)$ ”:

Entre duas proposições contraditórias, uma é falsa.

Recentemente, lógicas não clássicas como, multivalorada, Fuzzy, paraconsistente, etc. foram introduzidas e desenvolvidas para atuar em situações onde a lógica binária não pode ser aplicada. Portanto, as lógicas não clássicas têm como principal objetivo se opor aos princípios binários da lógica clássica, e dentre estes destaca-se a Lógica Paraconsistente (LP) que tem como principal propriedade lidar com o conceito de contradição sem banalização (GARCIA, D.V., 2019). A LP tem como extensão a Lógica Paraconsistente Anotada (LPA), que possui uma malha associada com estados lógicos representados em seus vértices. Desta forma, sentenças lógicas podem ser obtidas onde as proposições “P” podem ser analisadas com base em evidências (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010) (DA SILVA FILHO, J.I., 2021). A partir de um reticulado de quatro vértices, é possível associar um tipo de Lógica Anotada Paraconsistente na qual são considerados dois valores evidenciais (LPA2v) relacionados a uma determinada proposição “P”. Ao interpretar os valores evidenciais por anotação ou graus de evidência normalizados, obtém-se equações envolvendo os estados lógicos que são representados no reticulado de quatro vértices. Os quatro estados lógicos extremos representados nos vértices da rede são: Verdadeiro “V”, Falso “F”, Paracompleto ou Indeterminação “I” e Inconsistente “T”, conforme demonstrado na figura 3 (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010). Assim, a fórmula atômica evidencial da forma “ $P(\mu, \lambda)$ ” pode ser vista como uma proposição “P” com sua anotação de dois valores lógicos, onde: “ μ ” é o grau de evidência favorável, “ λ ” é o grau de evidência desfavorável e pertencem ao intervalo [0,1] (intervalo de unidade real) (DA SILVA FILHO, J.I., 2021) (CORRÊA, M.P., 2022).

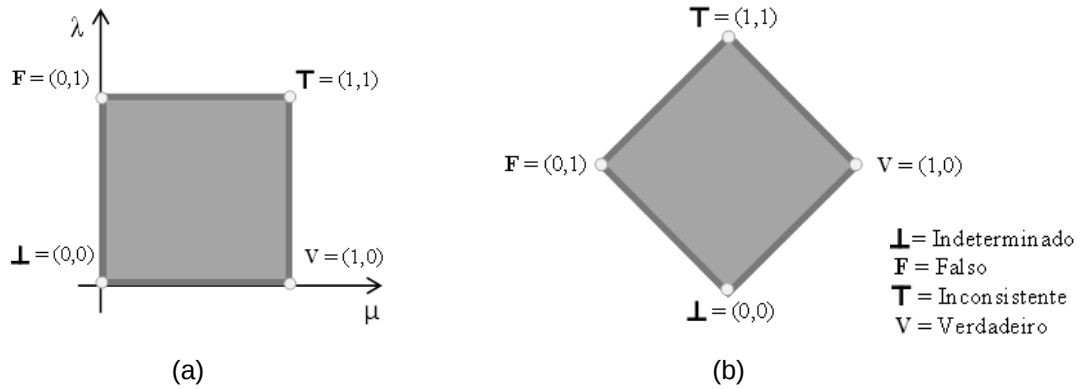


Figura 5. Representação de LPA2v. a) Rede associada quatro vértices. b) LPA2v-Reticulado com estados lógicos paraconsistentes e anotações.

Fonte: DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M. (2010 e p. 320)

(1,0) indicando existência de evidência favorável total e evidência desfavorável nula - configurando um estado lógico extremo **Verdadeiro** “V”.

(0,1) indicando existência de evidência favorável nula e evidência desfavorável total - configurando um estado lógico extremo **Falso** “F”.

(1,1) indicando existência de evidência favorável total e evidência desfavorável total - configurando um estado lógico extremo **Inconsistente** “T”.

(0,0) indicando existência de evidência favorável nula e evidência desfavorável nula - configurando um estado lógico extremo **Paracompleto** ou **Indeterminado** “L”.

O grau de Evidência favorável “ μ ” é um valor que representa as evidências favoráveis à proposição “P”, e o grau de evidência desfavorável “ λ ” é um valor que representa a evidência desfavorável à proposição “P”. Assim, a associação de um par “(μ , λ)” para uma proposição “P” significa que o grau de evidência favorável em “P” é “ μ ”, e o grau de evidência desfavorável é “ λ ”. De acordo com as anotações na rede (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010; CORRÊA, M.P., 2022).

As equações da LPA2v são obtidas através de uma transformação, onde o grau de evidência favorável “ μ ” no eixo y, e o grau de evidência desfavorável “ λ ”, no eixo x, são primeiro traçados em um Quadrado Unitário no Plano Cartesiano (QUPC). Através de três fases de transformações lineares permitem que os graus de evidência representados nos eixos x, y do QUPC estejam localizados no eixo X, Y de uma rede associada ao LPA2v. A transformação final é dada por:

$$T(X, Y) = (x - y, x + y - 1) \quad (6)$$

Relacionando os componentes da transformação “T(X,Y)” de acordo com a

nomenclatura usual de LPA2v, onde:

$x = \mu \rightarrow$ grau de evidência favorável, com $0 \leq \mu \leq 1$

$y = \lambda \rightarrow$ grau de evidência desfavorável, com $0 \leq \lambda \leq 1$

O primeiro termo obtido no par ordenado da equação de transformação é:

$$X = x - y = \mu - \lambda \quad (7)$$

que será chamado de grau de certeza “ G_C ”. Portanto, o grau de certeza é obtido pela seguinte equação:

$$G_C = \mu - \lambda \quad (8)$$

O segundo termo obtido no par ordenado da equação de transformação é:

$$Y = x + y - 1 = \mu + \lambda - 1 \quad (9)$$

que será chamado de grau de contradição “ G_{ct} ”. Portanto, o grau de contradição é obtido pela seguinte equação:

$$G_{ct} = (\mu + \lambda) - 1 \quad (10)$$

Como visto na figura 4, o grau de certeza do valor real “ G_{Cr} ” é obtido determinando a distância “ d ” (valor entre o estado lógico paraconsistente e o estado lógico extremo Verdadeiro “ V ” ou Falso “ F ” na rede LPA2v:

$$d = \sqrt{(1 - |G_C|)^2 + G_{CT}^2} \quad (11)$$

Com a distância “ d ”, os valores de “ G_{Cr} ” são calculados de acordo com as condições mostradas abaixo (DA SILVA FILHO, J.I. et al., 2016):

Se $G_C > 0$

$$G_{Cr} = 1 - \sqrt{(1 - |G_C|)^2 + G_{CT}^2} \quad (12)$$

Se $G_C < 0$

$$G_{Cr} = \sqrt{(1 - |G_C|)^2 + G_{CT}^2} - 1 \quad (13)$$

O grau de evidência resultante real “ μ_{ER} ” é calculado a partir de equações 12 e 13:

$$\mu_{ER} = \frac{G_{Cr} + 1}{2} \quad (14)$$

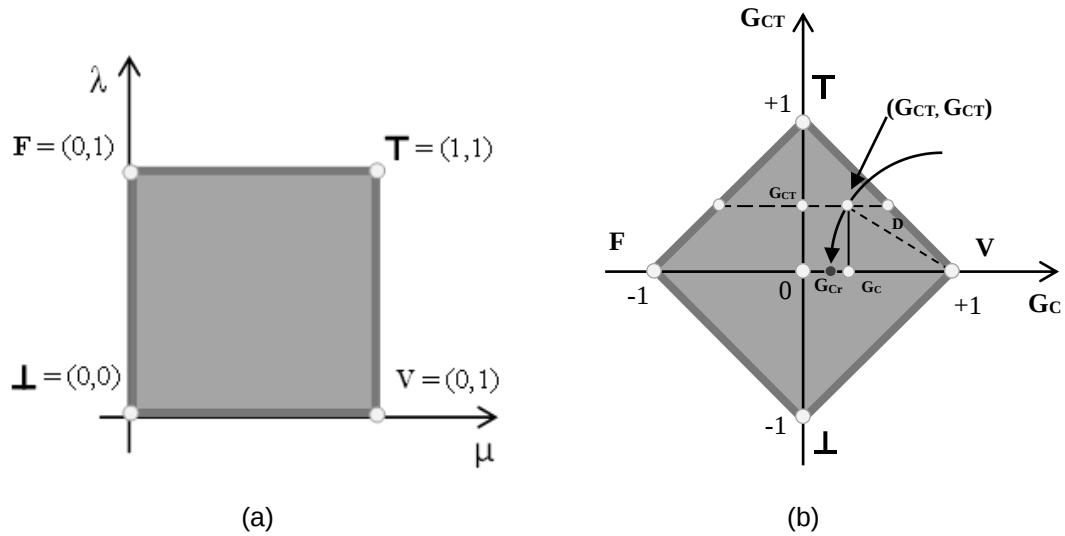


Figura 6. Quadrado Unitário no Plano Cartesiano QUPC. a) Reticulado e LPA2v. b) Reticulado com G_C - Grau de certeza (X), grau de Contradição de G_{CT} (Y) e distância d para obter G_{Cr} .
Fonte: DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES G.; ABE J.M. (2010 e p. 320)

Com as equações apresentadas, pode-se então construir algoritmos para a análise e comparação de sinais através da Lógica Paraconsistente. Neste trabalho utilizaremos cinco algoritmos: Extrator dos graus de evidência, Nó de análise paraconsistente (NAP), Extrator de efeitos contradições, Detector de ocorrências de similaridades e o Extrator de grau de evidência de frequência. Esses algoritmos serão mostrados respectivamente a seguir.

1.5.3 Extrator dos graus de evidência.

O algoritmo para extrair os graus de evidência transforma os valores das quantidades físicas medidas em graus de evidência avaliados entre 0 e 1. Para obter os graus de evidência, estabelece-se a faixa de interesse com os valores mínimos e máximos de grandeza em estudo, e a normalização é feita para qualquer valor medido de grandeza a partir de uma equação, por exemplo, a equação de uma linha reta (DA SILVA FILHO, J.I., 2016) (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010).

$$\mu_i = \begin{cases} 1 & \text{se } MedidaX_{Valor} \geq max_{Valor} \\ \frac{MedidaX_{Valor} - min_{Valor}}{max_{Valor} - min_{Valor}} & \text{se } MedidaX_{Valor} \in [min_{Valor}, max_{Valor}] \\ 0 & \text{se } MedidaX_{Valor} \leq min_{Valor} \end{cases} \quad (15)$$

A figura 7 mostra o gráfico no qual se pode obter o grau de evidência na faixa de interesse dada pelo maior valor ($\max_{\text{valor}}$) e menor valor ($\min_{\text{valor}}$) a partir de uma medição de grandeza ($\text{MedidaX}_{\text{valor}}$), sendo neste caso a equação de uma linha reta (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010) (CORRÊA, M.P., 2022).

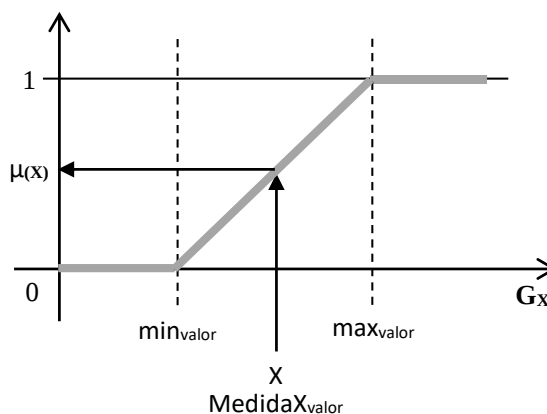


Figura 7. Gráfico da equação da linha de equação da equação da equação para ser usada no extrator dos graus do algoritmo de evidência e símbolo do extrator dos graus do algoritmo de evidência.

1.5.4 Nó de Análise Paraconsistente (NAP).

O algoritmo Nó de Análise Paraconsistente (NAP) recebe dois sinais de informação representados por graus de evidência e apresenta como resultado final um único valor do grau de evidência resultante. O Grau de Evidência resultante da saída é um valor que expressa uma representação da análise em que o efeito da contradição entre os dois valores aplicados em seus insumos é nulo (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010) (DA SILVA FILHO, J.I., 2021).

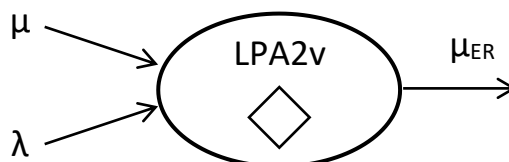


Figura 8. Símbolo de um nó típico de análise paraconsistente (NAP).

Na construção do NAP, são utilizadas as equações de LPA2v, sendo considerada a célula mínima de análise de um Sistema de Tratamento de Incertezas paraconsistente.

O NAP pode ser utilizado em diversos campos de conhecimento onde informações incompletas e contraditórias receberão tratamento adequado através das

equações LPA2v resultando em um único valor sem o efeito da contradição.

A descrição do NAP é dada abaixo (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010) (DA SILVA FILHO, J.I., 2021) (DA SILVA FILHO, J.I., 2016):

1. Apresentar dois valores de entrada:

μ (grau de evidência favorável - $0 \leq \mu \leq 1$)

λ (grau de evidência desfavorável - $0 \leq \lambda \leq 1$)

2. Calcular o Grau de Certeza:

$$(G_c = \mu - \lambda) \quad (16)$$

3. Calcular o Grau de Contradição

$$G_{ct} = (\mu + \lambda) - 1 \quad (17)$$

4. Calcule a distância “d” entre o estado lógico paraconsistente “G_c”, “G_{ct}” e o estado lógico extremo (Verdadeiro “V” ou Falso “F”) nos vértices da rede LPA2v

$$d = \sqrt{(1 - |G_c|)^2 + G_{ct}^2} \quad (18)$$

5. Determine o sinal de saída:

Se “d>1”

então $S_1 = 0.5$ Considere a definição e vá para o Fim. Caso contrário, vá para o próximo item.

6. Determine o Grau de Certeza Real:

Se “G_c > 0”

$$G_{CR} = (1 - d) \quad (19)$$

Se “G_c < 0”

$$G_{CR} = (d - 1) \quad (20)$$

7. Calcule o grau de evidência resultante real

$$\left(\mu_{ER} = \frac{G_{CR} + 1}{2} \right) \quad (21)$$

8. Apresentar os resultados na saída:

$$S_1 = \mu_{ER} \quad (22)$$

9. Fim

Os NAP serão interligados formando uma rede denominada rede NAP - Rede de Análise de Paraconsistente (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010) (DA SILVA FILHO, J.I., 2021) (DA SILVA FILHO, J.I., 2016). Essas

equações e algoritmos da rede NAP atuam em comparações e análises de valores que representam informações, embora esses valores venham de informações contraditórias.

1.5.5 Extrator dos efeitos da contradição.

O Algoritmo Extrator do Efeitos da Contradição (ParaExtrctr) consiste em uma rede de NAP que funciona através de iterações (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010) (DA SILVA FILHO, J.I., 2021) (DA SILVA FILHO, J.I., 2016). Com sua operação recorrente, o Algoritmo Extrator do Efeitos da Contradição é habilitado a remover gradualmente os resultados ou efeitos da contradição em grupos de sinais de informação. Este Algoritmo usa um grupo de sinais de informação representados por um conjunto de graus de evidência em relação a uma determinada proposição “P”. De forma recorrente, o Algoritmo realiza assim a verificação paraconsistente através do NAP em seus valores, e gradualmente retira os resultados do efeito da contradição até que haja apenas um único grau de evidência como saída. O grau de evidência resultante é considerado o valor representativo do grupo e livre dos efeitos da contradição (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010) (DA SILVA FILHO, J.I., 2021) (DA SILVA FILHO, J.I., 2016).

A descrição do algoritmo extrator dos efeitos da contradição é dada abaixo:

1. Apresentar um conjunto de graus de evidência que compõem o grupo em estudo.

$$G\mu = (\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots, \mu_N) - (\text{graus de evidência} - 0 \leq \mu \leq 1)$$

2. Selecionar o maior valor entre os graus de evidência do grupo de estudo.

$$\mu_{\max} = \max(\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots, \mu_N) \quad (23)$$

3. Considerar o maior valor entre os Graus de Evidência do grupo de estudo em grau de Evidência favorável:

$$\mu_{\max} = \mu_a \quad (24)$$

4. Selecionar o menor valor entre os graus de Evidência do grupo de estudo.

$$\mu_{\min} = \min(\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots, \mu_N) \quad (25)$$

5. Transformar o menor valor em grau desfavorável de evidência:

$$1 - \mu_{\min} = \lambda a \quad (26)$$

6. Aplicar o algoritmo PAN em “ μa ” e “ λa ” obtendo o grau de evidência real resultante (μ_{ERn}).

7. Retornar “ μ_{ERn} ” no conjunto “ G_μ ” e remove os valores “ $\mu_{\max}$ ” e “ $\mu_{\min}$ ” selecionados anteriormente.

8. Retornar ao item 2 até que o Grupo em estudo tenha um único elemento resultante:

$$G_\mu = (\mu_{ER}) \quad (27)$$

1.5.6 Detector de ocorrências de similaridade.

Esse algoritmo analisa a aderência das amostras estudadas com o padrão criando anteriormente pela LPA2v, sendo que caso a diferença entre as duas seja menor que 0,1 o algoritmo classifica com ocorrência de similaridade entre a amostra e o padrão.

1.5.7 Extrator de graus de evidência da frequência.

O algoritmo nomeado "Extrator de Evidências da Frequência" utiliza o básico do LPA2v e conceitos de estatística para fazer a extração do grau de evidência avaliado entre 0 e 1. Sua descrição é mostrada abaixo (DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M., 2010) (DA SILVA FILHO, J.I., 2021) (DA SILVA FILHO, J.I., 2016).

1. Enviar um conjunto de dados de amostra com o tamanho da amostra “N”.

$$C = \{n_1, n_2, \dots, n_n\} \quad (28)$$

2. Determinar o número de categorias (ou classes) desejadas “ N_c ”.

$$N_c = X \quad (29)$$

3. Determinar a frequência relativa

3.1 Enumerar quantas vezes cada item ou objeto coletado aparece em cada categoria.

Número de objetos da categoria A = Frequência categoria A = f_A

Número de objetos da categoria B = Frequência categoria B = f_B

...

Número de objetos de categoria n = Categoria Frequência = f_n

3.2 Determinar a Frequência Relativa (f_r) de cada categoria do Universo Amostral.

$$f_r = \frac{f_n}{N} \quad (30)$$

3.3 Fazer: (Considere o Universo amostral, o grau de Unidade de Evidência ($\mu = 1$) o maior valor da Frequência Relativa)

$$\mu_{fr} = f_{rN1} \quad (31)$$

3.4 Determinar o grau de evidência da frequência de cada categoria (ou de cada classe) relacionando seu valor ao valor da Frequência Relativa, que foi considerado o grau de Evidência unitária. Fazer:

$$\mu_{fr1} = \frac{f_{r1}}{f_{rN1}}, \dots, \mu_{fr2} = \frac{f_{r2}}{f_{rN1}} \mu_{frN} = \frac{f_{rN}}{f_{rN1}} = 1 \quad (32)$$

1.6 Objetivo

1.6.1 Objetivo geral

O presente trabalho teve por objetivo estimar o teor de gases alcalinos (sódio e potássio) nas chamas da queima resíduos sólidos de biomassa, especificamente do bagaço de cana-de-açúcar, utilizando a técnica de espectroscopia de emissão de chama (FES), e criar um padrão de reconhecimento da queima desse material, utilizando um modelo algorítmico baseado na lógica paraconsistente anotada (LPA2v).

1.6.2 Objetivos específicos

Visando alcançar o objetivo geral do trabalho, teve-se como objetivos específicos:

- Calcular a temperatura de chama, utilizando o método de duas cores;
- Calcular a temperatura de chama, utilizando o método inverso de Levenberg-Marquardt;
- Coletar dados dos espectros e tabelar a intensidade de emissão de sódio e de potássio na combustão.

- d) Criar padrão de identificação do material biomassa (bagaço de cana de açúcar) utilizando meios computacionais, através da lógica paraconsistente anotada LPA.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

O bagaço de cana-de-açúcar utilizado nesses experimentos foi coletado no sistema de ração de combustível de uma usina localizada na região de Piura, no litoral norte do Peru, e a coleta utilizada para a queima no estudo foi diretamente da planta. Em geral, as amostras de bagaço de cana utilizadas como combustível são resíduos sólidos de biomassa com composição não padrão, ou seja, com composição e teor variável de impureza. Foram realizados diversos testes experimentais preliminares para definir o procedimento padrão no processo de combustão do bagaço e a execução da coleta de dados. O processo de combustão no forno piloto durante os testes experimentais é difusivo, turbulento e instável. O tempo de integração no sistema espectrômetro está se configurando de acordo com a luminosidade da chama para procurar obter em cada teste experimental espectros brutos com emissão máxima de intensidade na faixa de 60.000 contagens. Em seguida, o tempo de integração em cada espectrômetro é fixo. Depois disso, foram realizados nove testes de combustão com amostras de bagaço.

Para verificar a semelhança das condições físicas dos testes de combustão e a composição verificada do combustível, aplicou-se a abordagem paraconsistente. Padrões paraconsistentes foram obtidos para cada amostra do banco de dados e após isso, foi aplicando o algoritmo LPA2v em seu ciclo de aprendizagem.

2.1 Configuração experimental

Uma câmara de combustão piloto que simula a combustão de grade de bagaço de cana-de-açúcar é montada em laboratório para obter o espectro da chama da biomassa durante um processo de combustão de bagaço. A câmara de combustão foi usada juntamente com um sistema espectrométrico para medir o processo de queima e posteriormente ser utilizado para calcular a temperatura da chama. A câmara de combustão é um tipo de câmara de combustão tubular vertical, como é exibido na figura 9(a). A figura 9(b) mostra um desenho esquemático da câmara em grade.

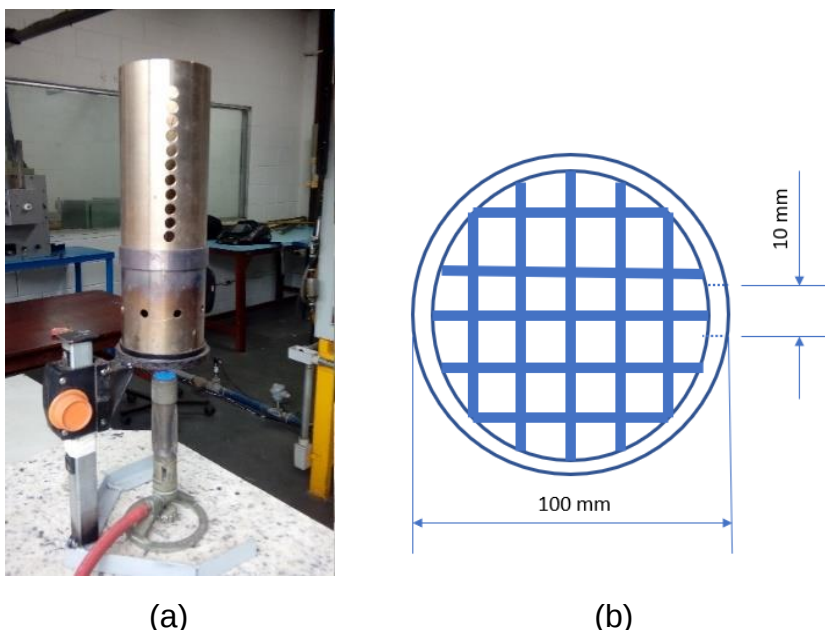


Figura 9. Câmara de combustão piloto (a). Câmara em grade (b).

A câmara de combustão foi construída utilizando tubos de aço inoxidável de 100 mm de diâmetro com uma chama produzida por um queimador de gás Meker e gás liquefeito de petróleo (GLP). O tubo inferior tem um comprimento de 120 mm e uma grade na parte superior para reter a biomassa. Furos longitudinais no tubo superior com diâmetro de 10 mm e distância entre centros de 15 mm permitem a inserção da sonda contendo a lente espectrômetro para coletar dados espectrais. O forno tem muitas portas de visualização na parede do tubo para instalar o sensor do sistema espectrométrico em diferentes posições de nível. Tubo adicional com as mesmas características do tubo superior pode ser anexado a ele expandindo a altura da câmara. Uma pequena chaminé é instalada na parede superior do forno como uma saída para gases de combustão permitindo a circulação de ar fresco no forno que suporta o processo de combustão. O processo de combustão é realizado em um procedimento em lote utilizando pequenas amostras de bagaço de cana-de-açúcar de 10 g e 15 g.

2.1.1 Sistema espectrométrico

O sistema espectrômetro consiste em dois espectrômetros, uma sonda de medição e um computador portátil. Um Espectrômetro de Fibra Óptica AvaSpec-ULS4096CL-RS-EVO e um Espectrômetro de Fibra Óptica AvaSpec-ULS-EVO foram

usados para processar os dados de luz recebidos. A faixa de comprimento de onda de medição dos espectrômetros foi de 200 nm a 720 nm e 600 nm a 1100 nm, respectivamente. A resolução espectral dos espectrômetros é de 0,6 nm e 0,13 nm, respectivamente. A sonda de medição consiste em uma lente de colimação e um cabo de fibra óptica. A lente col-UV/vis collimating, parafusos na extremidade do conector de entrada de fibra óptica e converte o feixe divergente de radiação em um feixe paralelo. O espectrômetro é conectado a um computador portátil através de um cabo USB e usa uma interface AvaSoft-8 USB2. A figura 10 mostra um esquema do sistema de medição de espectrometria.

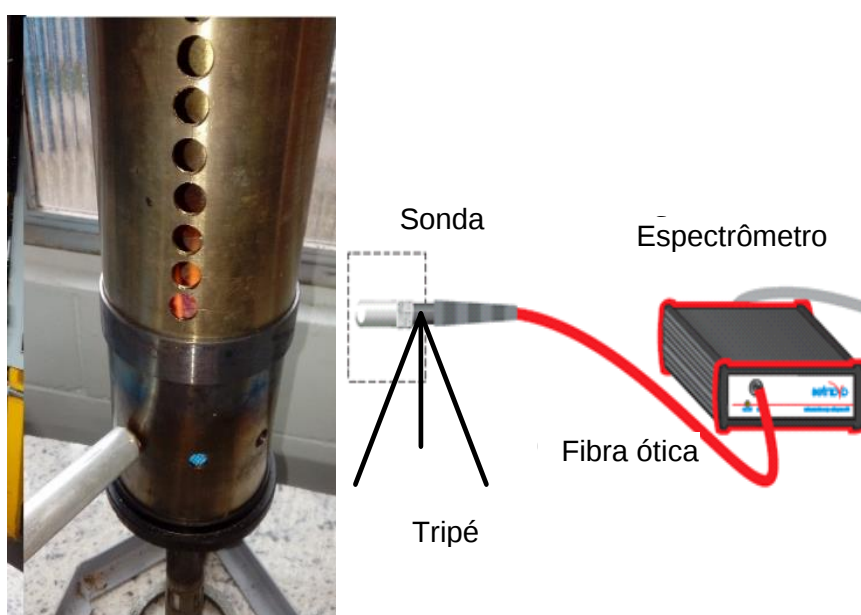


Figura 10. Esquema do sistema de espectrometria.

Para experimentos relatados neste trabalho, o tempo de exposição (integração) é de cerca de várias centenas de milissegundos, o que significa que a medição se intensifica em diferentes comprimentos de onda pelo espectrômetro, além de ser realizada quase simultaneamente. O sistema espectrométrico foi utilizado para coletar intensidades espectrais da chama do bagaço de cana-de-açúcar através do visor do forno da caldeira a cada segundo.

2.1.2 Procedimento Numérico

A estrutura algorítmica para consistente para aprendizado dos padrões de sinal do espectro de temperatura da queima do bagaço de cana-de-açúcar e do ciclo de testes e comparação é apresentada, na forma de diagrama de blocos, na figura 11.

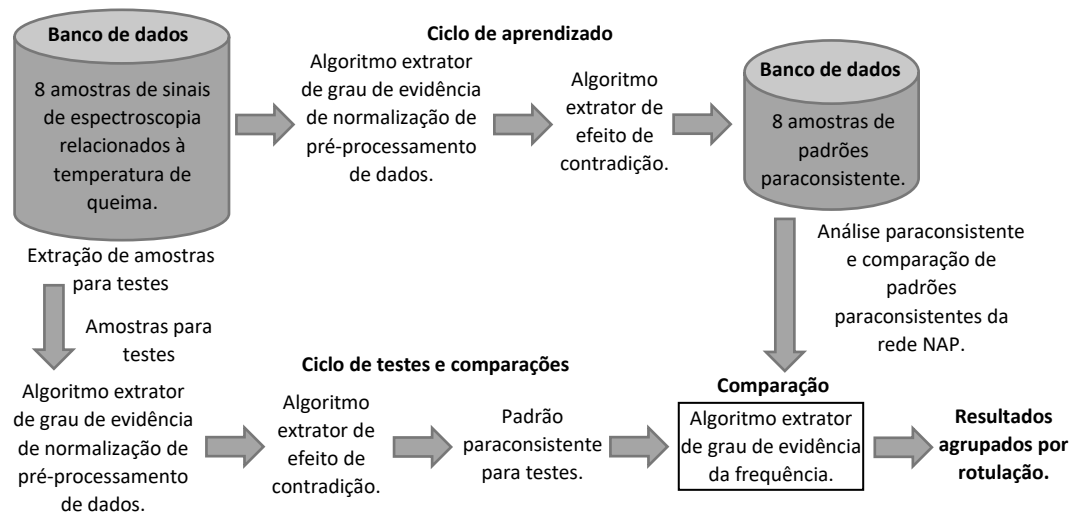


Figura 11. Estrutura paraconsistente para aprender os padrões de sinal do espectro de temperatura da queima do bagaço de cana-de-açúcar e do ciclo de testículos e comparações.

2.1.3 Extrator dos graus de evidência.

O algoritmo extrator de graus de evidência aplicado neste trabalho foi desenvolvido em programação no sistema MATLAB, sendo apresentado a seguir em formato matricial, e sobre formato de códigos de programação no Apêndice A:

a. Início do algoritmo

a.1 Ler da planilha de dados coletados, denominada “Matriz”

b. Definição dos limiares da linearização

b.1 Determinar o maior valor de cada linha da matriz

b.2 Armazenar o valor na nova matriz, denominada “MatrizMax”

b.3 Determinar o menor valor de cada linha da matriz

b.4 Armazenar o valor na nova matriz, denominada “MatrizMin”

c. Modelagem com variação linear

c.1 Para “i” variando de 1 até “L” (onde L é a quantidade de linhas da matriz)

c.2 Para “j” variando de 2 até “C” (onde C é a quantidade de colunas da matriz)

c.2.1 Se “Matriz(i,j) ≤ MatrizMin(i,1)”

c.2.1.1 Então “μ=0”

c.2.2 Senão

c.2.3 Se “Matriz(i,j) ≥ MatrizMax(i,1)”

c.2.3.1 Então “μ=1”

c.2.4 Senão

- c.2.4.1 Então $\mu = (\text{Matrix}(i,j) - \text{MatrizMin}(i,1)) / (\text{MatrizMax}(i,1) - \text{MatrizMin}(i,1))$
- c.3 Fim
- c.4 Determina uma nova matriz, denominada "MatrizN(i,j) = μ "
- c.5 Fim
- c.6 Fim
- c.7 Gravar 3 novas planilhas, denominadas "Normaliza", "Maximo" e "Minimo"
- c.8 Fim

2.1.4 Nó de Análise Paraconsistente (NAP).

Neste trabalho a análise é feita em várias condições do sistema de roteamento e no modo simultâneo e na análise paraconsistente, utilizaremos uma rede (rede NAP) composta por 4 NAP.

2.1.5 Extrator dos efeitos da contradição.

O algoritmo extrator de efeitos de contradição aplicado neste trabalho foi desenvolvido em programação no sistema MATLAB, sendo apresentado a seguir em formato matricial, e sobre formato de códigos de programação no Apêndice A:

- a. Início do algoritmo
 - a.1 Ler da planilha de dados coletados, denominada "Normaliza"
- b. Determinação de parâmetros
 - b.1 Para "i" variando de 1 até "L" (onde L é a quantidade de linhas de "Normaliza")
 - b.2 Cria uma nova matriz, denominada "matrizN"
 - b.3 Atribuir "t" (para a quantidade de colunas de "matrizN")
- c. Entrada de dados e cálculos
 - c.1 Enquanto " $t > 1$ "
 - c.1.1 Então " μ_N = máximo valor da linha de matrizN"
 - c.1.2 Então " $\lambda_N = 1 - \text{menor valor da linha de matrizN}$ "
 - c.2. Cálculo do Grau de Certeza e Grau de Contradição
 - c.2.1 Então " $G_c = \mu_N - \lambda_N$ " (onde G_c é o grau de certeza)
 - c.2.2 Então " $G_{ct} = (\mu_N + \lambda_N) - 1$ (onde G_{ct} é o grau de contradição)
 - c.3 Cálculo da Distância

- c.3.1 Então “ $d = \sqrt{(1 - |G_c|^2) + (G_{ct})^2}$ ”
- c.4 Cálculo do Grau de Certeza Real
 - c.4.1 Se “ $d \geq 1$ ”
 - c.4.1.1 Então “ $G_{cr} = 0$ ” (onde G_{cr} é o grau de certeza real)
 - c.4.2 Senão
 - c.4.3 Se “ $G_c > 0$ ”
 - c.4.3.1 Então “ $G_{cr} = 1 - d$ ”
 - c.4.4 Senão
 - c.4.4.1 Então “ $G_{cr} = d - 1$ ”
 - c.4.5 Fim
 - c.4.6 Fim
- c.5 Cálculo do Grau de Evidência Real
 - c.5.1 Então “ $s_1 = (G_{cr} + 1) / 2$ ” (onde s_1 é o grau de evidência real)
- d. Ajuste de matrizN em relação aos elementos calculados
 - d.1 Encontra e retira o máximo valor da linha de “matrizN”
 - d.2 Encontra e retira o menor valor da linha de “matrizN”
 - d.3 Atualiza o valor de “t” (quantidade de colunas de “matrizN”)
 - d.4 Fim
- e. Criação da planilha denominada “padrão”
 - e.1 Atribuição de “ $GER = s_1$ ”
 - e.2 Insere “GER” na matriz “padrão” na 4ª coluna
 - e.3 Insere os dados da planilha “Maximo” na 3ª coluna
 - e.4 Insere os dados da planilha “Minimo” na 2ª coluna
 - e.5 Grava a planilha “padrão” e gera um gráfico desse padrão
 - e.6 Fim

Como esse algoritmo atua linha por linha, gerando um único grau de evidência do grupo de valores que compõem a linha correspondente. Dessa forma, o valor resultante cria um padrão para cada linha correspondente.

A descrição do Algoritmo ParaExtrctr é representada pela figura 12.

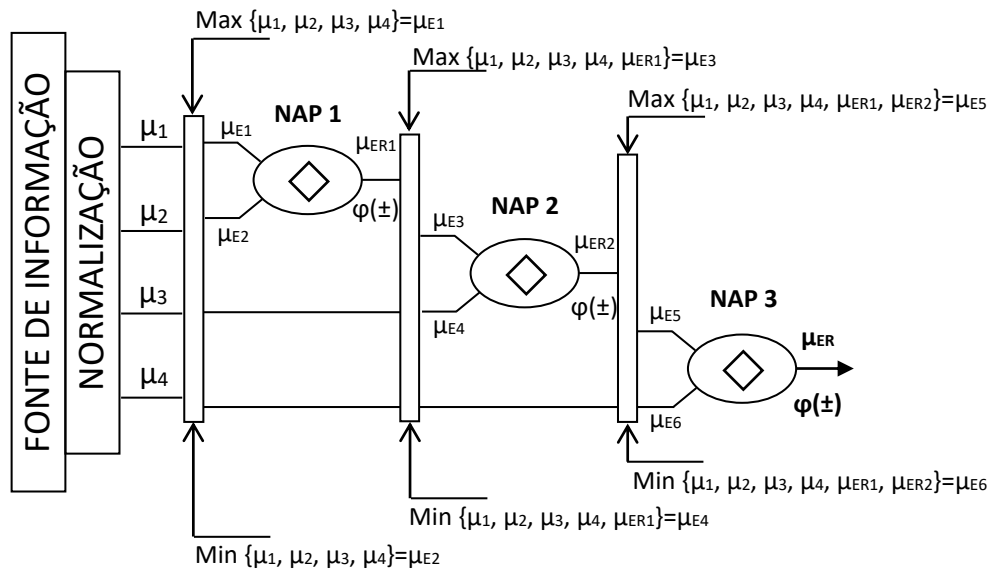


Figura 12. Símbolo do Algoritmo Extrator dos Efeitos da Contradição (ParaExtrctr).

2.1.6 Detetor de ocorrências de similaridade.

O algoritmo detetor de ocorrência de similaridade aplicado neste trabalho foi desenvolvido em programação no sistema MATLAB, sendo apresentado a seguir em formato matricial, e sobre formato de códigos de programação no Apêndice A:

a. Início do algoritmo

a.1 Ler da planilha de dados normalizados, denominada “mi”

b. Identificação da ocorrência

b.1 Para “j” variando de 1 até “c” (onde c é o número de colunas de “mi”)

b.2 Para “i” variando de 1 até “l” (onde l é o número de linhas de “mi”)

b.2.1 Se “mi (i,j) < 0,1”

b.2.1.1 Então “O(i,1) = 1” (onde O é a matriz das ocorrências)

b.2.1.2 Então “g(i,1) = mi(i,1)” (onde g é a matriz das distâncias válidas)

b.2.2 Senão

b.2.2.1 Então “O(i,j) = 0”

b.2.2.2 Então “g(i,1) = 0”

b.2.3 Fim

b.3 Fim

c. Somatória dos pontos convergentes das ocorrências

c.1 Somar “so = sum(O)”

2.1.7 Extrator de graus de evidência da frequência.

O algoritmo extrator de graus de evidência da frequência aplicado neste trabalho foi desenvolvido em programação no sistema MATLAB, sendo apresentado a seguir em formato matricial, e sobre formato de códigos de programação no Apêndice A:

a. Início do algoritmo

a.1 Ler da planilha de dados normalizados, denominada “mi”

b. Determinação de parâmetros

b.1 Ler parâmetro, denominado “so”

c. Cálculo da frequência

c.1 Então “ $fr = so/l$ ” (onde l é o número de linhas de “mi”)

d. Indicação de similaridade com o padrão LPA2v

d.1 Se “ $fr > 0,5$ ”

d.1.1 Então a amostra analisada possui similaridade com o padrão LPA2v

d.2 Senão

d.1.1 Então a amostra analisada não possui similaridade com o padrão LPA2v

e. Indicação do grau de frequência

e.1 Apresenta valor numérico do grau de frequência e gera um gráfico

Para o estudo, utilizou-se um banco de dados contendo sinais de espectrometria de nove amostras não rotuladas de biomassa, especificamente bagaço de cana-de-açúcar, sendo separado em três bandas de comprimento de onda: espectro ultra violeta/visível (UV-VIS), espectro visível (VIS) e espectro infravermelho próximo (NIR), como mostra a figura 13.

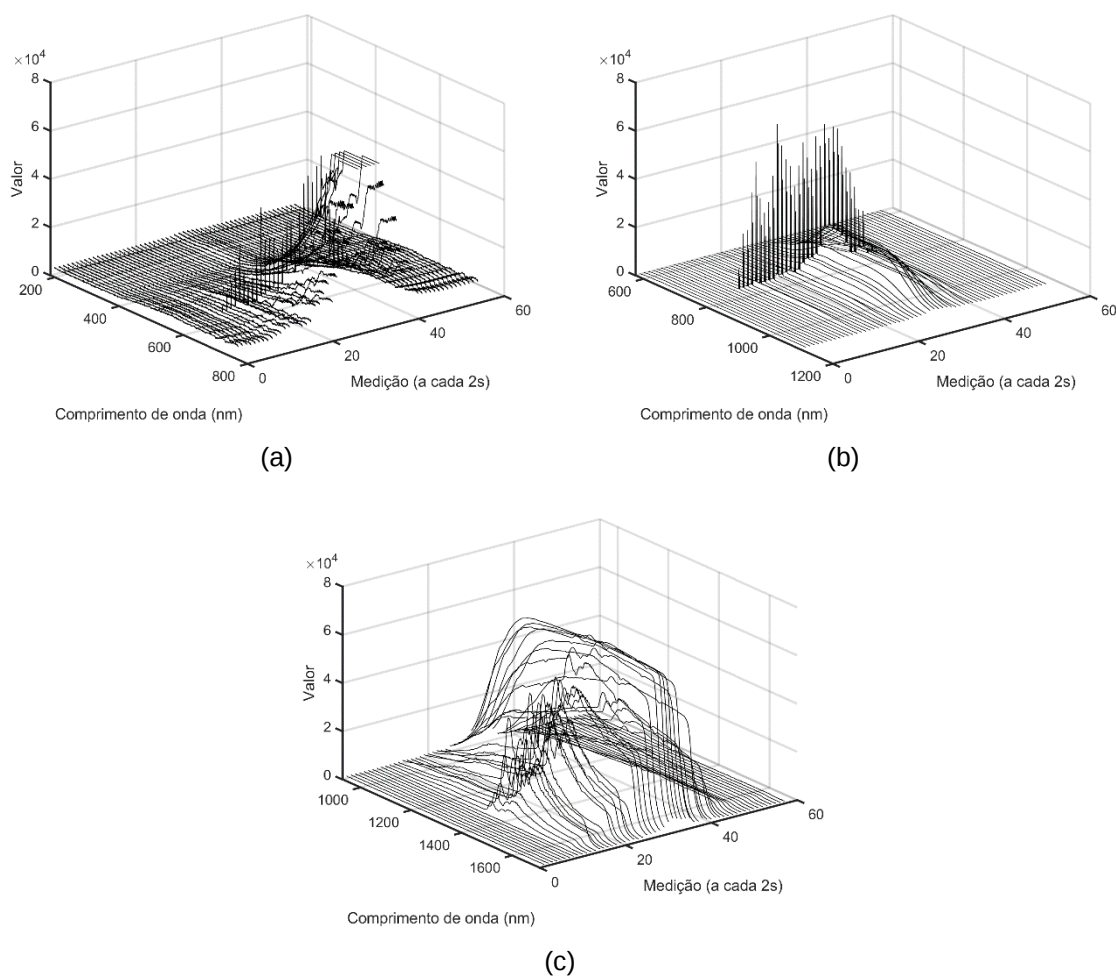


Figura 13. Gráfico de queima de biomassa (amostra 2). Espectro na faixa de comprimento de onda ultra violeta/visível – UV-VIS (a). Espectro na faixa de comprimento de onda visível – VIS (b). Espectro na faixa de comprimento de onda próximo ao infravermelho – NIR (c).

Os metais alcalinos, como o sódio (Na) e o potássio (K), que são os objetos de estudo deste trabalho, possuem picos de espectros nos comprimentos de onda de 589 nm e 766 nm respectivamente, conforme indicado nas figuras 14 e 15. Foram utilizados os dados de todas as amostras de espectro de comprimento de onda de alcance ultra violeta/visível (UV-VIS) e visível (VIS). A figura 16 representam os dados para os espectros da combustão para os comprimentos de onda ultra violeta/visível (UV-VIS) e a figura 17 representa os dados dos comprimentos de onda visíveis (VIS) para cada uma das amostras.

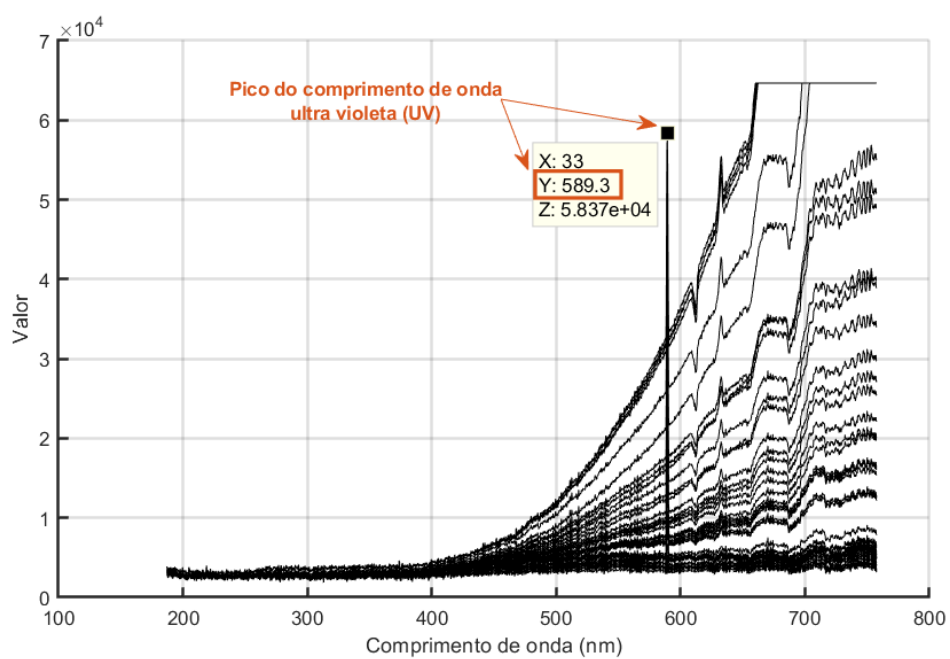


Figura 14. Pico de 589 nm no espectro de comprimento de onda ultra violeta/visível (UV-VIS) da amostra 2.

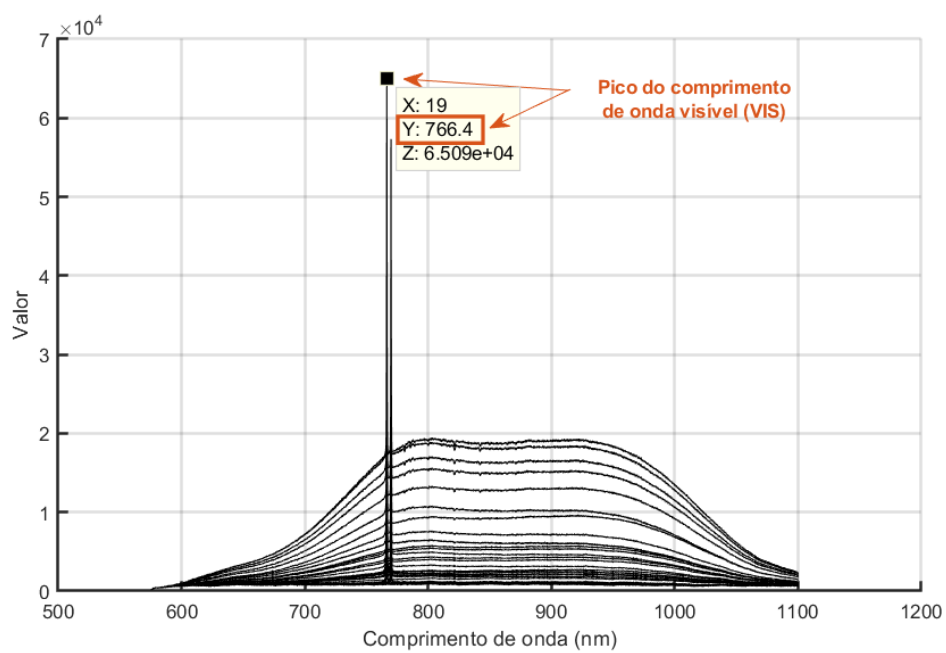
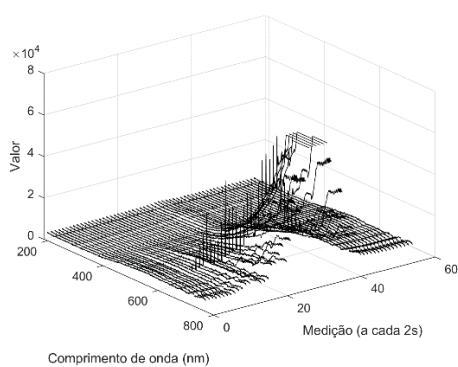
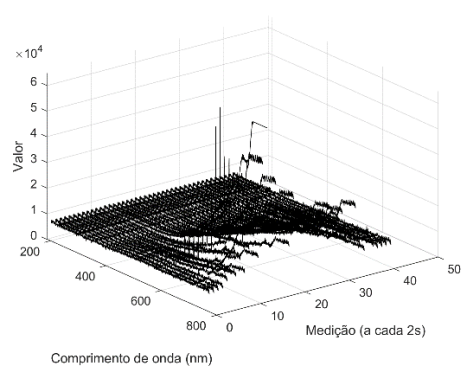


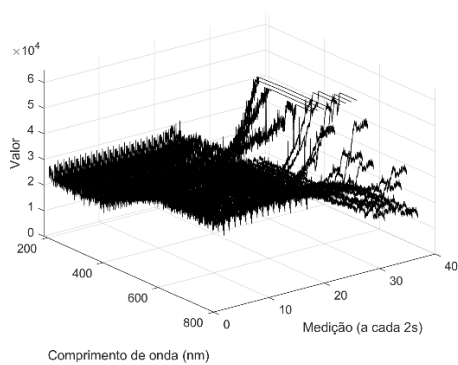
Figura 15. Pico de 766 nm no espectro de comprimento de onda visível (VIS) da amostra 2.



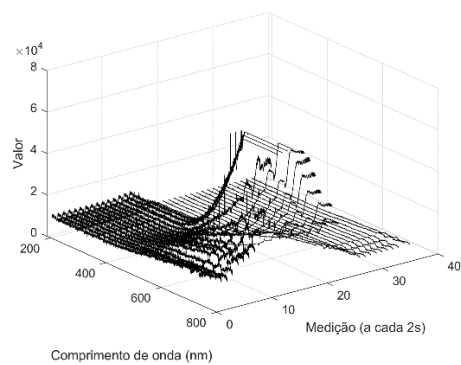
(a)



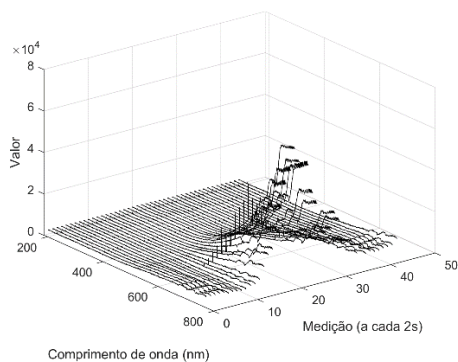
(b)



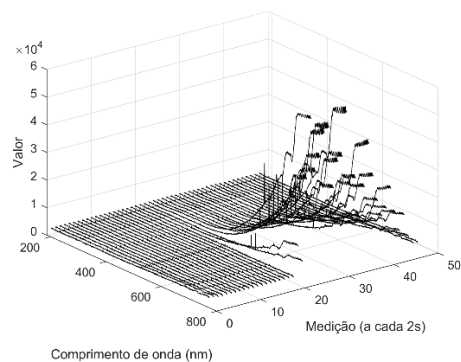
(c)



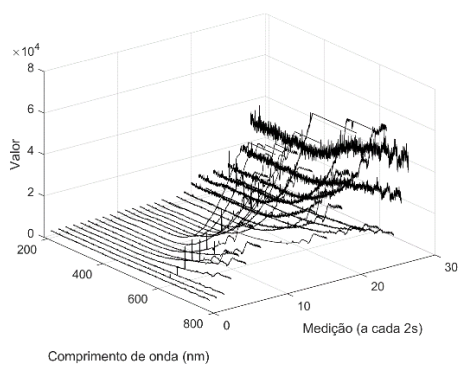
(d)



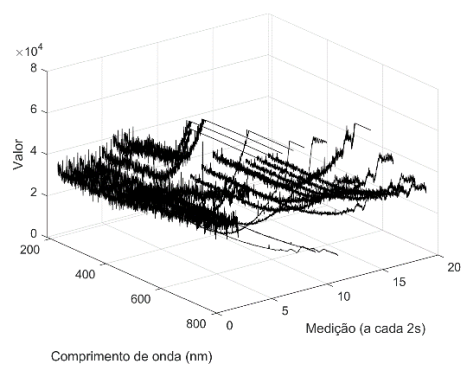
(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 16. Espectros na faixa de comprimento de onda ultra violeta/visível-UV-VIS. Amostra 2 (a). Amostra 3 (b). Amostra 4 (c). Amostra 5 (d). Amostra 6 (e). Amostra 7 (f). Amostra 8 (g). Amostra 9 (h).

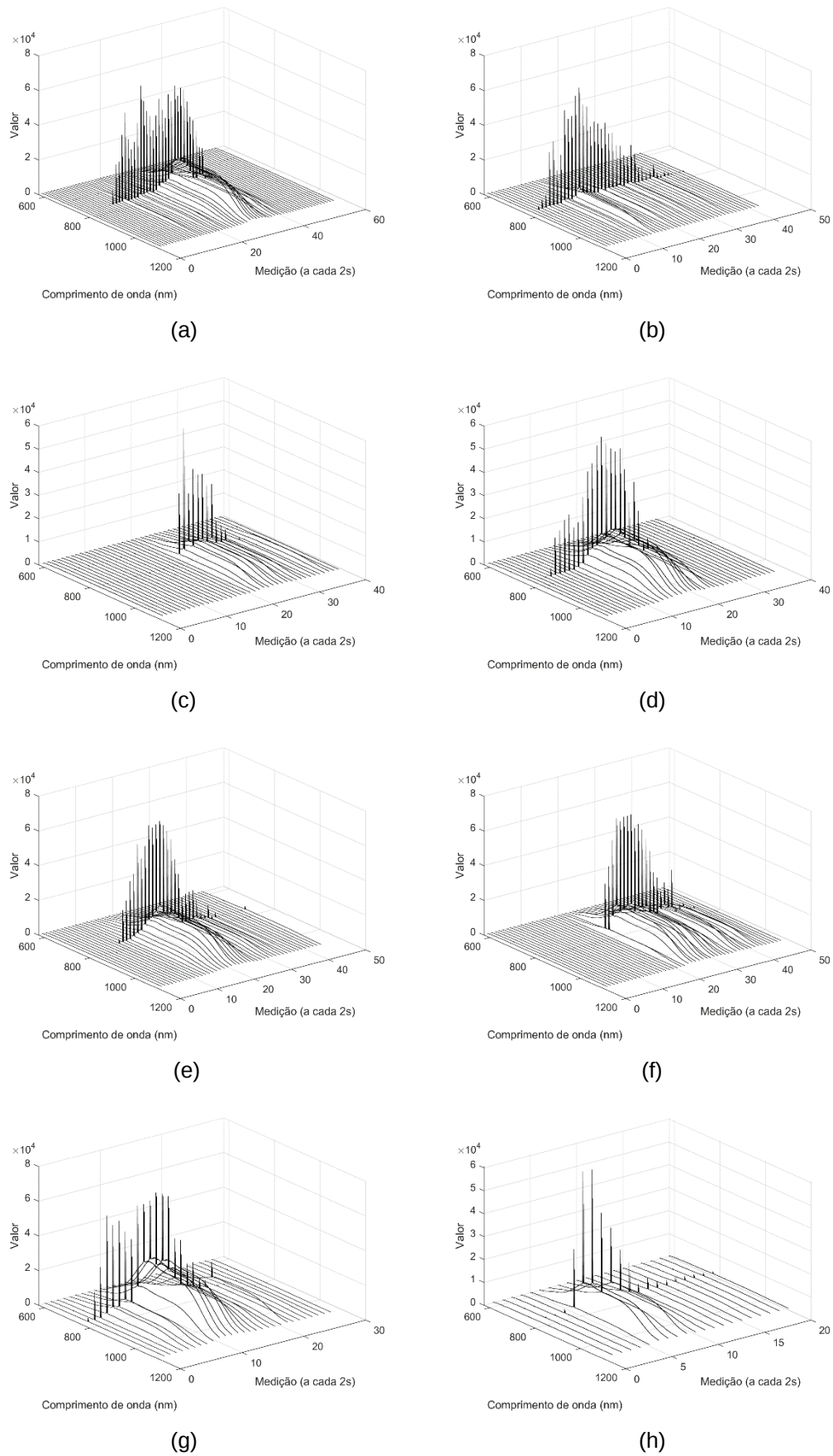
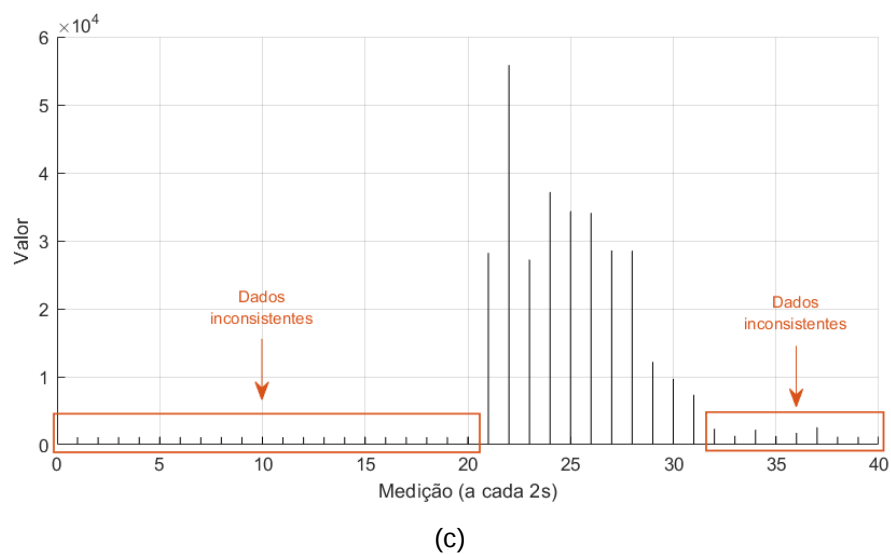
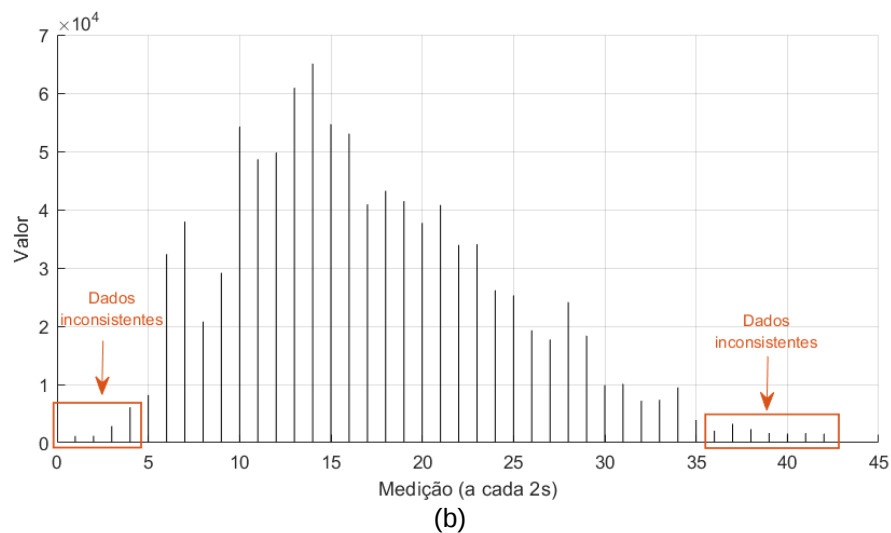
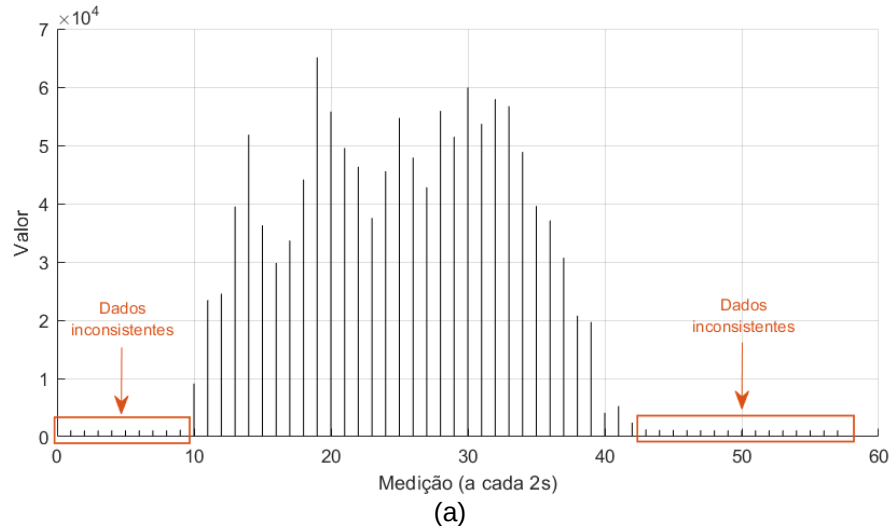
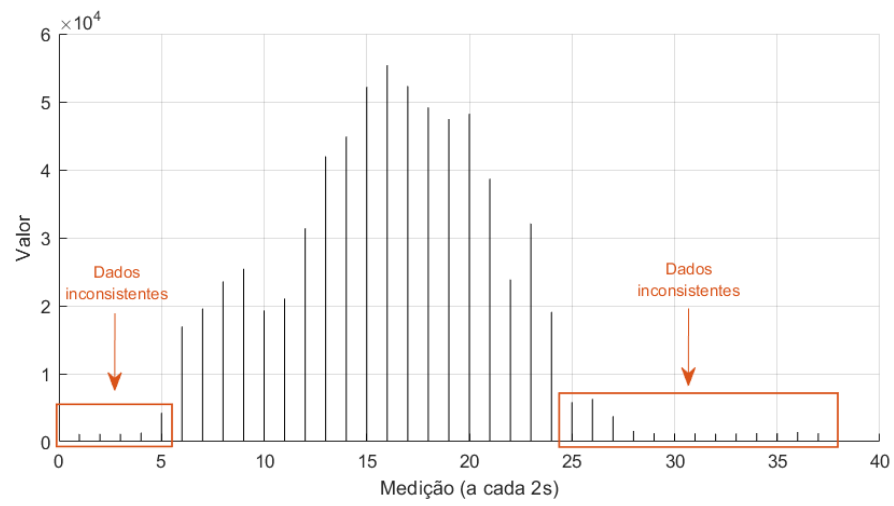


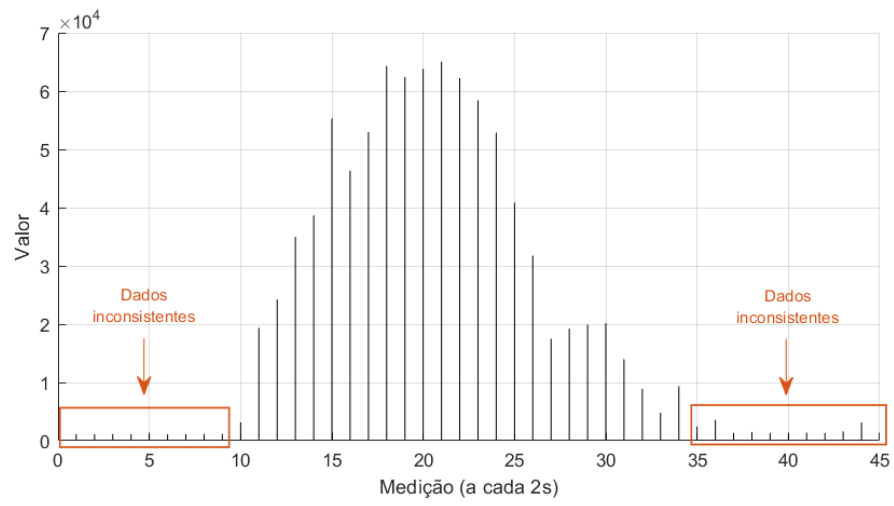
Figura 17. Espectros na faixa de comprimento de onda visível-VIS. Amostra 2 (a). Amostra 3 (b). Amostra 4 (c). Amostra 5 (d). Amostra 6 (e). Amostra 7 (f). Amostra 8 (g). Amostra 9 (h).

Na elaboração desses dados, foram observadas algumas medições nos momentos inicial e final, consideradas inconsistentes, demonstrando interferência ao ligar e desligar o equipamento de medição ou retardo na queima da amostra, bem como o atraso ao desligar o equipamento após a queima total da biomassa.

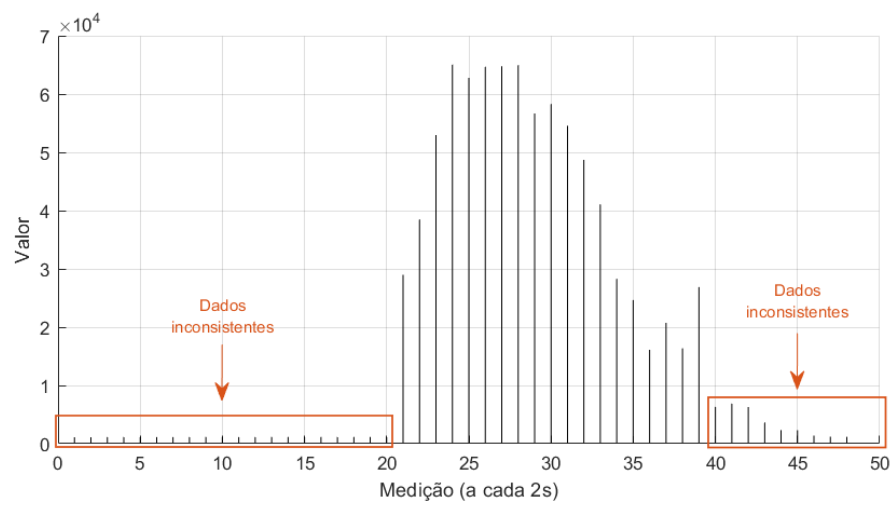




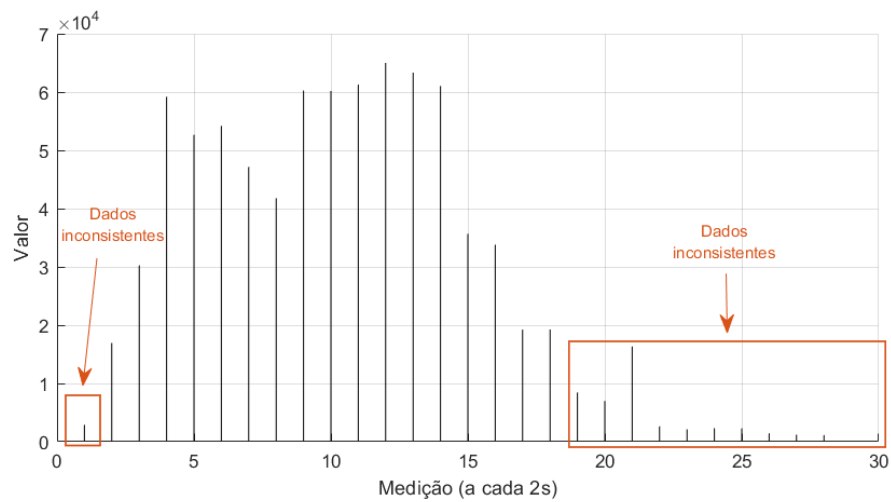
(d)



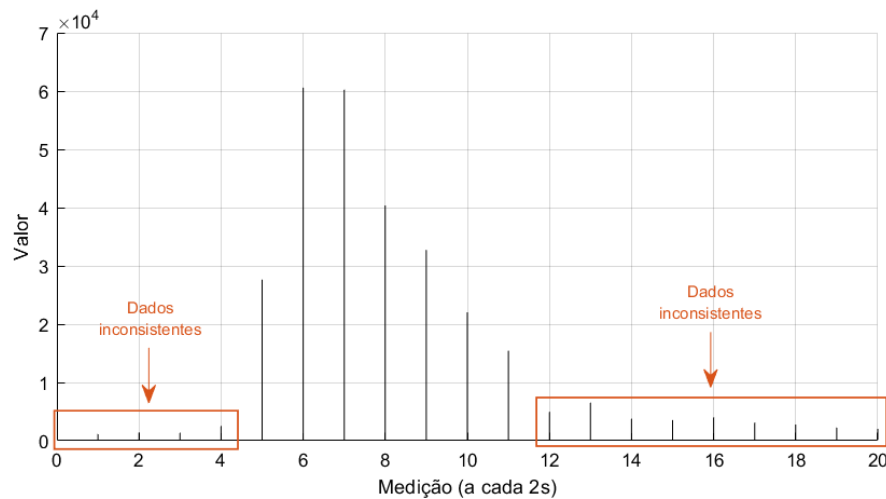
(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 18. Indicação de áreas com dados inconsistentes estudada. Amostra 2 (a). Amostra 3 (b). Amostra 4 (c). Amostra 5 (d). Amostra 6 (e). Amostra 7 (f). Amostra 8 (g). Amostra 9 (h).

Verificou-se também que a coleta de dados da amostra 1 não foi satisfatória, pois continham lacunas em alguns comprimentos de onda, sendo, portanto, descartada. Dessa forma, esses dados inconsistentes foram eliminados para uso neste estudo, utilizando oito amostras, sendo determinadas faixas de medição consistentes, conforme indicado na tabela 1.

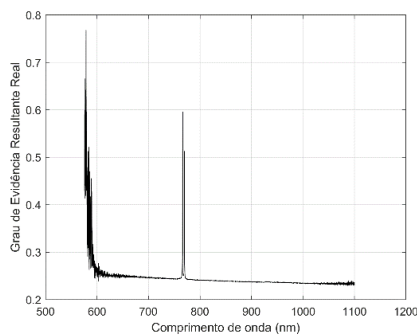
Tabela 1. Faixa de medição considerada com dados consistentes para cada amostra coletada.

	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Amostra 5	Amostra 6	Amostra 7	Amostra 8	Amostra 9
Faixa de medição	10 até 42	5 até 35	21 até 31	6 até 24	10 até 34	21 até 39	2 até 18	5 até 11

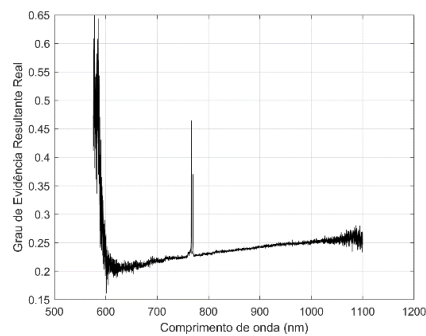
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A figura 19 mostra os padrões obtidos para a faixa de comprimento de onda visível (VIS), onde os valores são representados na forma de graus de evidência real resultante. Como visto na configuração do bloco, após a conclusão do ciclo de aprendizado de máquina, o ciclo de análise e comparação é iniciado para obter o agrupamento que permite rotular os dados. Pode-se ver a partir da figura 19 (c) que o padrão paraconsistente da amostra 4 foi apresentado graficamente como sendo o mais linear em todo o espectro, mantendo pouca variação em torno do grau de evidência resultante real ($\mu_{ER}=0,45$), exceto para o pulso que caracteriza o potássio. Assim, neste trabalho, o padrão paraconsistente da amostra 4 foi selecionado para ser utilizado como referência no ciclo de comparação e análise de conteúdo de sinais de espectro.

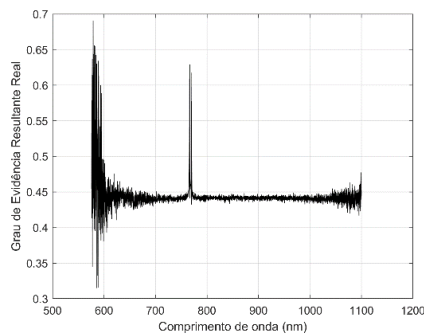
Tendo definido o padrão paraconsistente da amostra 4 como referência, todas as amostras representadas pelos padrões paraconsistentes na forma de graus resultantes de evidência foram comparadas. Os resultados das comparações são mostrados nas figuras 20 e 21 onde nos gráficos são indicados os pontos coincidentes e o grau de evidência da frequência (μ_{FR}) obtida através do Extrator de Algoritmos de graus de evidência da frequência.



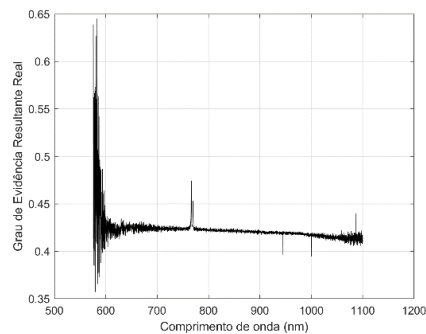
(a)



(b)



(c)



(d)

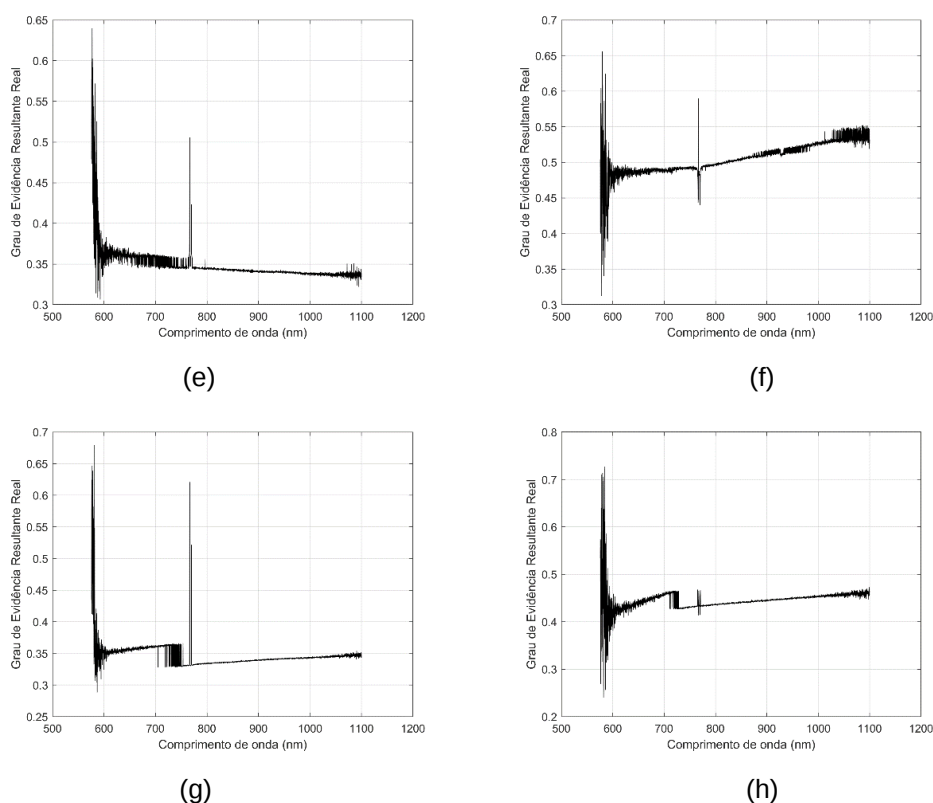


Figura 19. Grau de Evidência Resultante Real-LPA2v. Amostra de padrão paraconsistente 2 (a). Amostra de padrão paraconsistente 3 (b). Amostra padrão paraconsistente 4 (c). Amostra de padrão paraconsistente 5 (d). Amostra de padrão paraconsistente 6 (e). Amostra de padrão paraconsistente 7 (f). Amostra de padrão paraconsistente 8 (g). Amostra de padrão paraconsistente 9 (h).

Todas as amostras foram comparadas com o padrão paraconsistente estabelecido a partir do valor resultante do grau de evidência da frequência de " μ_{FR} " para agrupar as amostras que possuem semelhanças. Assim, o grupo 1 reúne amostras 5, 6, 7, 8 e 9 que resultaram em graus de evidência de frequência superior a 0,5, indicando maior semelhança com o padrão estabelecido, representado pela figura 19 (c). Observa-se que as análises paraconsistentes indicam que as condições físicas e a composição média do combustível durante o teste de combustão, nesta faixa de comprimento de onda, têm semelhança razoável. Assim, todos os experimentos de combustão foram realizados em condições físicas semelhantes e as amostras de bagaço têm em média a mesma composição, principalmente o potássio (K), que é o componente em estudo nesta faixa.

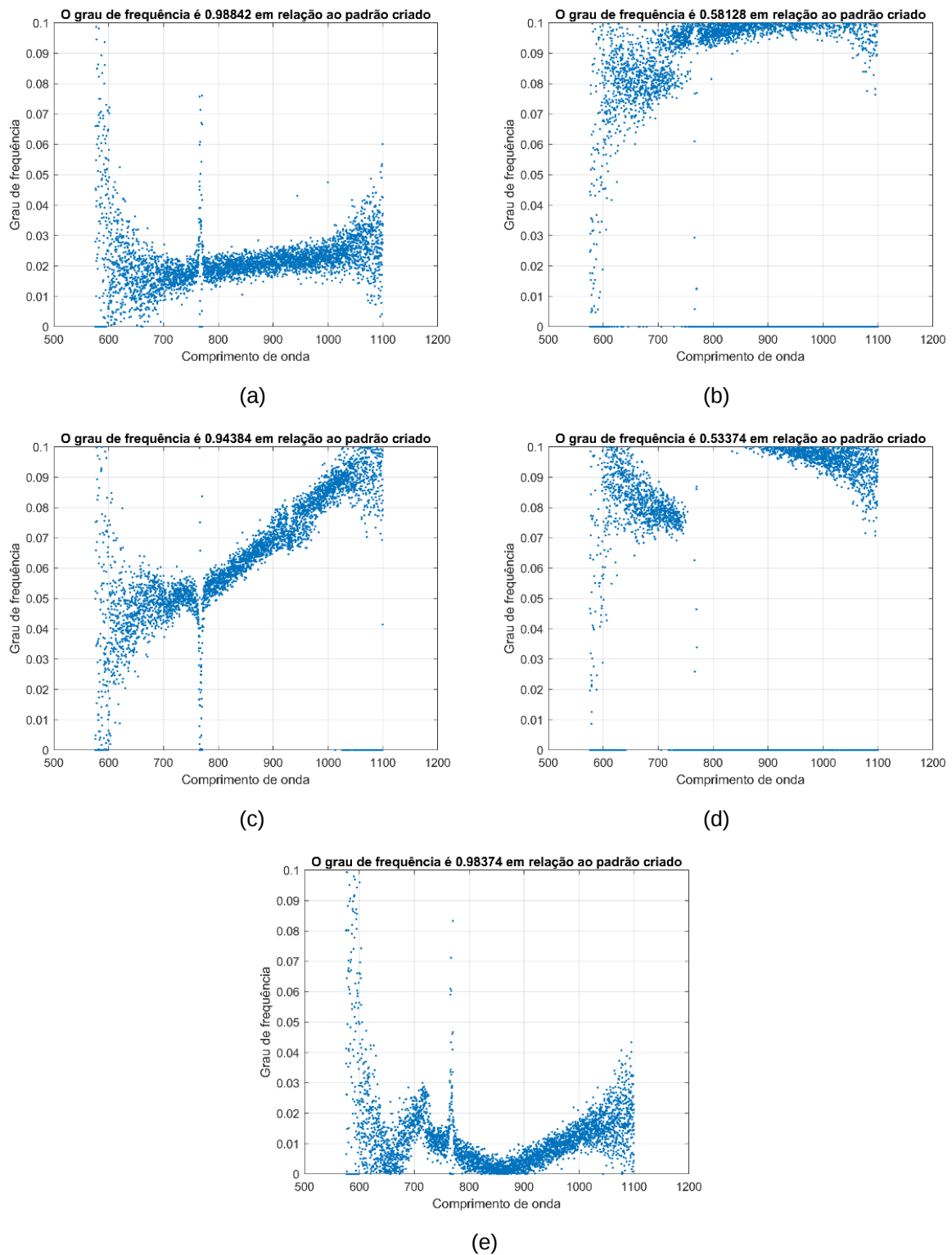


Figura 20. Grau de frequência das amostras em relação ao padrão criado (amostra 4). Amostra 5 (a). Amostra 6 (b). Amostra 7 (c). Amostra 8 (d). Amostra 9 (e).

Como as amostras 2 e 3 não obtiveram semelhança com o padrão de paraconsistente estabelecido pela amostra 4, estabeleceu-se um novo padrão paraconsistente da amostra 2 para comparar a semelhança com a amostra restante

3. O resultado indicou um grau de evidência de frequência superior a 0,5, conforme mostrado na figura 21, gerando um novo grupo denominado 2.

Assim, com os dados de espectroscopia disponíveis utilizando os algoritmos LPA2v, foi possível classificar 2 grupos com características de queima que apresentaram diferentes qualidades de eficiência energética. Isso possibilita, ao queimar novamente com combustíveis similares, gerar uma pontuação capaz de oferecer uma modalidade baseada em LPA2v e suportada por métodos matemáticos atuais, capaz de verificar a eficiência energética em tempo real para um determinado combustível.

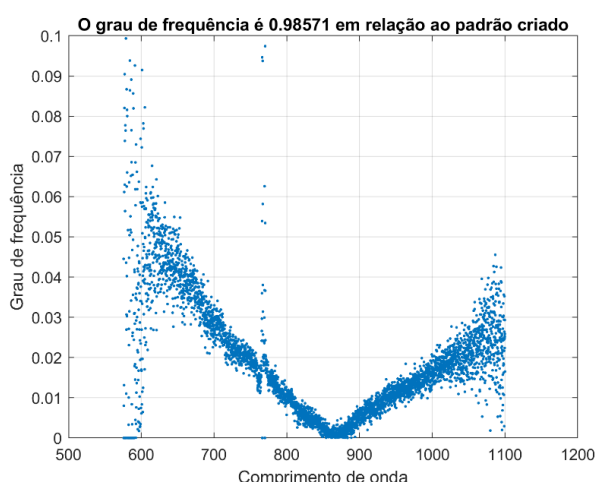


Figura 21. Grau de frequência da amostra 3 em relação ao padrão criado (amostra 2).

De fato, a temperatura da chama e a concentração de álcalis podem ser calculadas sem o processo de rotulagem (ver LI, K. et al., 2021a; LI, K. et al., 2021b). O objetivo deste trabalho é analisar os resultados de temperatura e concentração de álcalis relacionados a condições de combustão semelhantes para um conjunto de experimentos de combustão. Após a combustão, os espectros das amostras de bagaço foram rotulados e a similaridade com o padrão de combustão estabelecido encontrado, a temperatura da chama e o teor de emissão de potássio são calculados para as amostras de bagaço que estão na faixa de similaridade. Depois de descartar os espectros sem chama, a temperatura da chama e a concentração de álcali foram calculadas a partir dos espectros de intensidade. Para evitar fenômenos de auto absorção de intensidade nos dados medidos, a temperatura é calculada pelo método de duas cores e pelo método inverso de Levenberg-Marquardt usando dados espectrais instantâneos na faixa de 680 a 800 nm.

A figura 22 apresenta os valores calculados de emissão de sódio e na figura 23 os valores de teor de emissão de potássio durante a combustão das amostras de bagaço do grupo 01. É possível identificar que a temperatura de chama calculada possui correlação inversa, ambas com a concentração de sódio e com a concentração de potássio, para todas as amostras de bagaço.

Em um estudo brasileiro (DA SILVEIRA, M.A.G.; VITOSSO, L.; MEDINA, N.H., 2015), no caso de amostras de colmo de cana-de-açúcar durante o período de colheita, as medidas de composição química indicaram que a concentração de potássio estava na faixa de 5 a 7 g/kg; isso significa aproximadamente concentração de potássio 5.000 a 7.000 ppm. Por outro lado, são relatados valores de concentração de potássio no bagaço de cana-de-açúcar em base seca na faixa de 1 g/kg (ou seja, 1.000 ppm) (XU, N. et al., 2021). Outro estudo na Malásia, a concentração de sódio em uma amostra de bagaço seco é medida e uma concentração igual a 24,9 g/kg (isto é, 24.900 ppm) é relatada (AMERAN, N. et al., 2019). Relatos de concentração de álcali na chama do bagaço de cana são assustadores, mas há estudos que relatam concentração de potássio em outra biomassa. A concentração de potássio na chama durante a combustão de palha de arroz e madeira de pinho foi declarada na faixa de 27,83 ppm e 110,43 ppm, respectivamente (LI, K. et al., 2021a).

As emissões instantâneas de sódio nas chamas do bagaço durante a combustão das amostras utilizadas neste trabalho estão na faixa de 0 a 20 ppm e as emissões de potássio para as amostras utilizadas neste trabalho estão na faixa de 50 a 200 ppm.

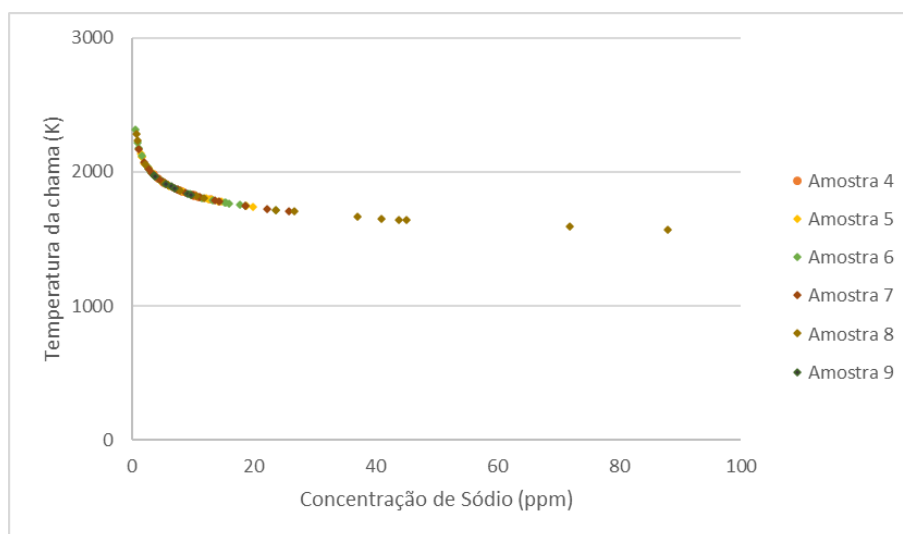


Figura 22. Estimativa de concentração de sódio versus temperatura de chama para a combustão de amostras de biomassa correspondentes ao grupo 01 determinada pela Lógica Paraconsistente

Anotada com anotação de dois valores LPA2v.

A figura 23 mostra os valores calculados do teor de concentração de potássio durante a combustão as amostras de bagaço do grupo 01. Além disso, a temperatura das chamas que foi calculada é indicada nesta figura e observa-se uma correlação inversa entre temperatura da chama e emissão de potássio para todas as amostras de bagaço. A emissão de potássio para as amostras utilizadas neste trabalho está na faixa de 50 a 200 ppm. Esses valores são superiores às emissões de potássio relatadas para bagaço de cana-de-açúcar de outras regiões do mundo. No entanto, neste caso, a planta relata que o solo local e os fertilizantes utilizados no cultivo da cana-de-açúcar possuem maior teor de potássio e sódio. Nessa região, a cana-de-açúcar produz todos os meses do ano.

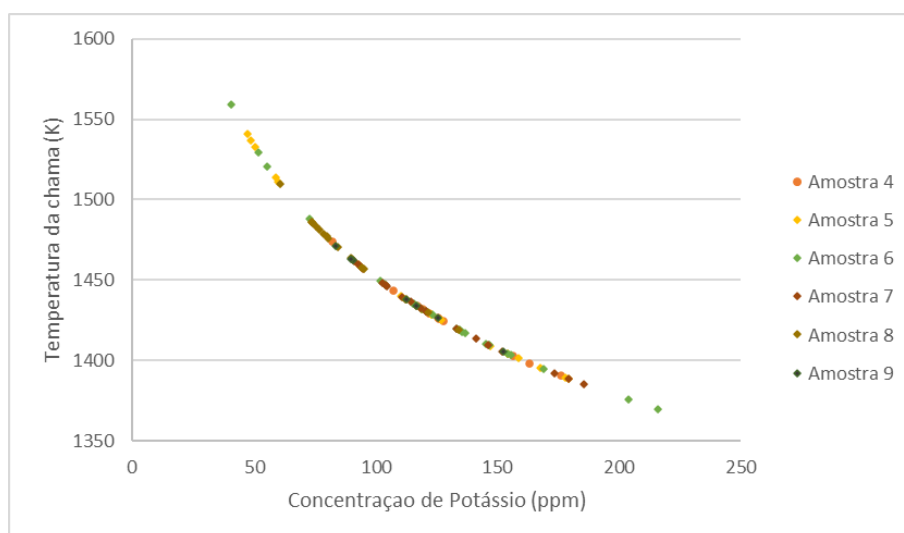


Figura 23. Estimativa de concentração de potássio versus temperatura de chama para a combustão de amostras de biomassa correspondentes ao grupo 01 determinada pela Lógica Anotada paraconsistente com anotação de dois valores LPA2v.

A figura 24 mostra os resultados de concentração de sódio para as amostras de bagaço do grupo 02. O padrão de variação do teor de emissão de sódio com a temperatura da chama é bastante semelhante ao resultado para as amostras de bagaço do grupo 01, inclusive com relação as proporções da concentração.

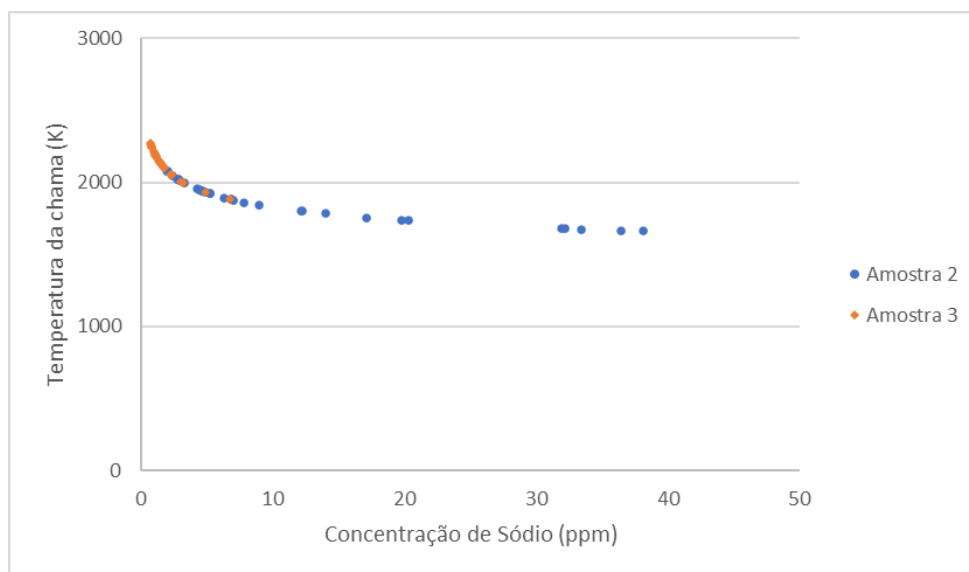


Figura 24. Estimativa de concentração de sódio versus temperatura de chama das amostras de biomassa correspondentes ao grupo 02 determinada pela Lógica Anotada paraconsistente com anotação de dois valores LPA2v.

A figura 25 mostra os resultados de emissão de potássio para as amostras de bagaço do grupo 02. O padrão de variação do teor de emissão de potássio com a temperatura da chama também é bastante semelhante ao resultado para as amostras de bagaço do grupo 01, como foi reparado com o sódio. No entanto, pode notar que, para este grupo, a emissão de potássio seja ligeiramente maior do que os resultados do grupo 01.

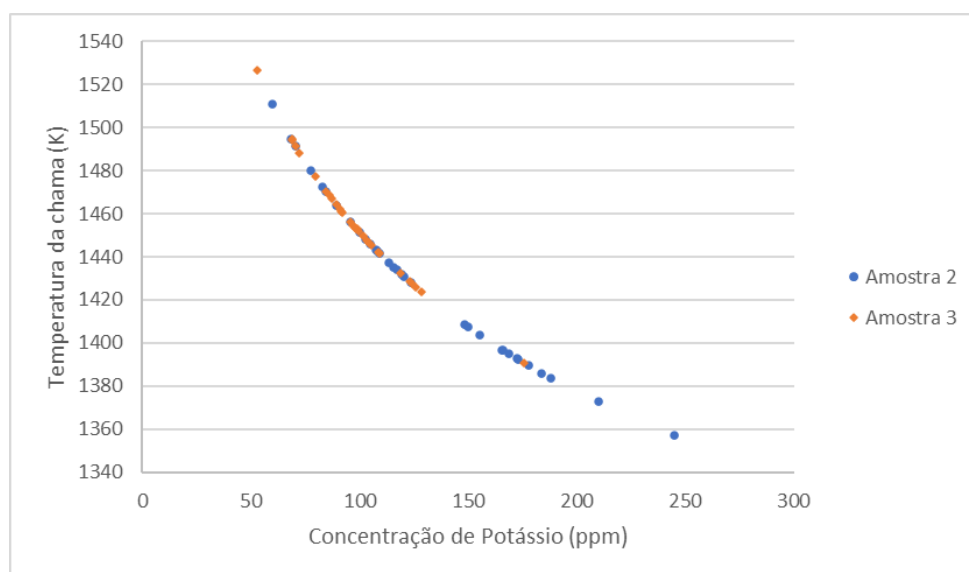


Figura 25. Estimativa de concentração de potássio versus temperatura de chama das amostras de biomassa correspondentes ao grupo 02 determinada pela Lógica Anotada paraconsistente com anotação de dois valores LPA2v.

A figura 26 mostra a variação temporal da emissão de sódio durante o processo de combustão de cada amostra de bagaço. Em todas as amostras foi possível identificar um padrão de comportamento mostrando uma maior concentração de sódio no período intermediário da queima, com poucas variações nos picos, destacando a amostra 8 com o maior pico (próximo a 90 ppm). Permanecendo o início e o final da queima praticamente sem a presença de concentração de sódio, mesmo que em cada uma das amostras contenha tempos bem variados para a queima total da amostra.

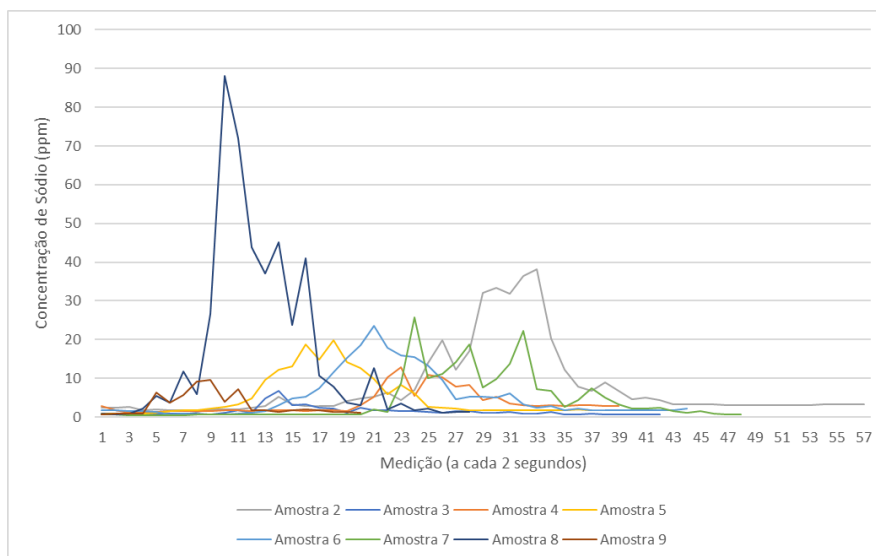


Figura 26. Variação da concentração de sódio versus tempo de todas as amostras analisadas neste estudo.

A figura 27 mostra a variação temporal da emissão de potássio durante o processo de combustão de cada amostra de bagaço.

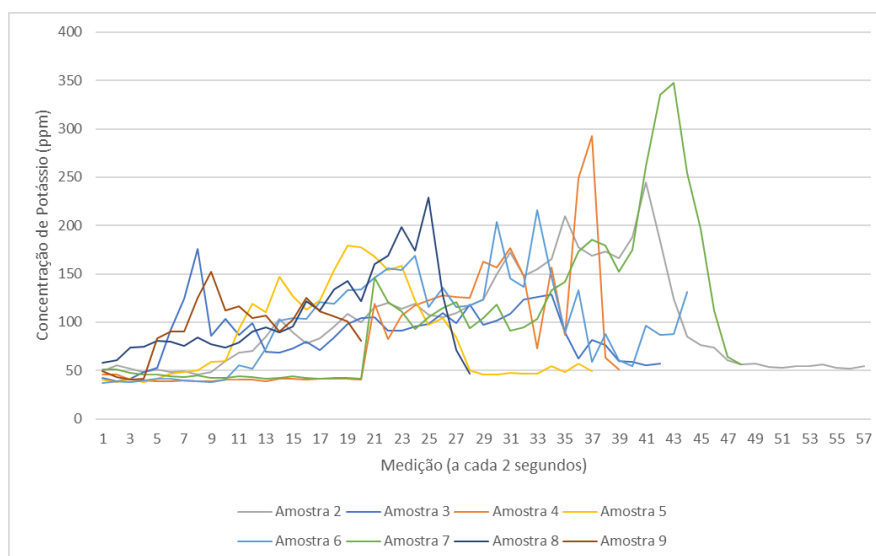


Figura 27. Variação da concentração de potássio versus tempo de todas as amostras analisadas neste estudo.

Nestes dois casos, os espectros analisados correspondem à média de oito espectros instantâneos de radiação de chamas. Cada espectro analisado foi coletado aproximadamente a cada dois segundos. Observa-se que para a maioria das amostras de bagaço, a emissão de sódio e potássio possui o mesmo comportamento, menor no momento inicial do processo de combustão, o que corresponde à combustão dos gases vaporizados do bagaço. A maior emissão, tanto de sódio, quanto de potássio, foi registrada no período intermediário do processo de combustão para a maioria das amostras de bagaço e diminui no final do processo de combustão, correspondendo a queima da fase de cinzas. No entanto, duas amostras apresentaram valores mais elevados de emissão de potássio no período final do processo de combustão. Esse valor provavelmente deve-se a uma má definição dos espectros capturados no final do período de combustão, onde o tempo de integração ajustado não é adequado.

Os valores médios obtidos para a concentração de sódio e potássio durante a queima do bagaço de cana-de-açúcar para cada amostra são apresentados na tabela 2.

Esses valores de emissão de potássio são maiores do que as emissões relatadas para bagaço de cana e outras biomassas de outras regiões do mundo (LI, K. et al., 2021a; LI, K. et al., 2021b; SALINAS, C.T. et al., 2020). Também neste relatório esses valores médios são afetados pela maior emissão de álcalis para o carvão de bagaço. No entanto, neste caso, a usina informa que o solo local e os fertilizantes utilizados no cultivo da cana-de-açúcar têm maior teor de potássio e sódio. Nessa região, a cana-de-açúcar produz todos os meses do ano.

Tabela 2. Valores médios em ppm da concentração de sódio e de potássio na queima do bagaço de cana.

	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Amostra 5	Amostra 6	Amostra 7	Amostra 8	Amostra 9
Concentração de Sódio (ppm)	11,22	1,72	7,68	8,58	8,05	9,58	25,09	6,50
Concentração de Potássio (ppm)	129,59	98,43	129,31	116,37	124,69	125,32	87,92	110,19

As intensidades das linhas espectrais características de sódio e potássio do bagaço de cana-de-açúcar em altas temperaturas (características no caso de haver mais matéria volátil na combustão) foram maiores do que em temperaturas mais

baixas (ou seja, no caso da existência de mais matéria carbonizada em combustão). Mas a concentração de potássio correspondente à alta temperatura (combustão de voláteis) foi menor que a da etapa de combustão das cinzas. Esta observação, também relatada por Li, K. et al., 2021a e Li, K. et al., 2021b, pode indicar que a alta intensidade medida da radiação da linha espectral não resulta em altas concentrações de sódio ou potássio. A temperatura é outro fator que afeta a intensidade de radiação da linha espectral característica. De acordo com as equações 4 e 5, a influência da temperatura na intensidade de radiação da linha espectral característica é muito maior do que a influência da concentração de potássio e sódio.

As medições feitas neste trabalho são baseadas em valores médios da direção da linha de visada. Para pesquisas futuras, o método aqui proposto pode ser usado para incluir a distribuição espacial da concentração de sódio e potássio.

4 CONCLUSÕES

Neste estudo foi demonstrada a possibilidade de obtenção de agrupamentos de amostras originadas de espectrometria que se relaciona com a temperatura da queima de bagaço de cana-de-açúcar, através de algoritmos baseados na Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores, que se mostraram eficazes mesmo trabalhando com uma quantidade pequena de amostras. Isso só corrobora a viabilidade da utilização desse método para encontrar correlações e gerar rotulação com pouca quantidade de dados.

Para os grupos rotulados, utilizando-se os dados das amostras coletadas, a temperatura da chama foi calculada utilizando-se o método de duas cores, que foi aplicado na faixa espectral de 350 até 450 nm na faixa de comprimento de onda ultra violeta/visível (UV-VIS) e de 800 até 900 nm na faixa visível (VIS). A temperatura de chama calculada varia na faixa de 1380 K a 1540 K durante o processo de combustão da amostra de bagaço e está de acordo com trabalhos publicados na literatura. Os picos de intensidade de emissão foram medidos nos comprimentos de onda de 589,31 nm e 766,44 nm, correspondentes ao sódio (Na) e ao potássio (K) respectivamente, e com esses valores foi estimada a concentração desses componentes. Pode-se ver que o aglomerado 01 tem amostras com menor concentração de sódio e potássio. Os valores do teor de sódio emitidos na combustão das amostras de bagaço utilizados estão na faixa de 1 ppm até 40 ppm (com exceção da amostra 08 que chegou até 88 ppm) e de 50 ppm a 200 ppm para o potássio, durante o período do processo de combustão. O valor médio de emissão de sódio durante todo o período de combustão da amostra de bagaço é da ordem de 10 ppm e de 120 ppm para o potássio, para a maioria das amostras.

4.1 Trabalhos futuros

Este trabalho é um primeiro passo na busca de uma correlação entre tipo de amostra, temperatura da chama e emissão de gases alcalinos usando Lógica Paraconsistente Anotada. Em pesquisas futuras, espera-se que estudos experimentais com maior número de amostras de diferentes tipos de biomassa (bagaço de cana-de-açúcar), investiguem a correlação.

Abre-se espaço também para estudos de identificação das concentrações de

metais alcalinos na queima de biomassa, para reaproveitamento adequado das cinzas em diversos processos, tais como fertilizantes, construção civil entre outros.

Outra oportunidade é a identificação da concentração de metais alcalinos na biomassa para elaboração de métodos preventivos e eficazes de mitigação ou eliminação de corrosão nas caldeiras de geração de energia nas indústrias.

REFERÊNCIAS

- AMERAN, N.; MUHAMMAD, S.; YUSOF, N.A.A.N.; et al. **Composição química do bagaço de cana-de-açúcar: Deslignificação com hidróxido de sódio**, Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences, v. 15, nº. 2, pág. 232-236. abril de 2019.
- BAI, X.; LU, G.; BENNET, T.; et al. **Comportamento da combustão no ar de partículas isoladas de três diferentes níveis de carvão e de bagaço de cana-de-açúcar**, Combustion and Flame, v. 158, nº. 3, pág. 452-465. 2011.
- BALLESTER, J.; GARCIA-ARMINGOL, T. **Técnicas de diagnóstico para o monitoramento e controle de chamas práticas**. Progress in Energy and Combustion Science, v. 36, nº. 4, pág. 375-411. agosto de 2010.
- BLEVINS, L.G.; SHADDIX, C.R.; SICKAFOOSE, S.M.; et al. **Espectroscopia de ruptura induzida por laser em altas temperaturas em caldeiras e fornos industriais**. Applied Optics, v. 42, nº. 30, pág. 6107-6118. 2003.
- BOLSHOV, M.A.; KURITSYN, YU.A.; ROMANOVSKII, YU.V.. **Espectroscopia a laser de diodo sintonizável como técnica para diagnóstico de combustão**. Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, v. 106, pág. 45-66. abril de 2015.
- CHADWICK, B.L.; ASHMAN, R.A.; CAMPISI, A.; et al. **Desenvolvimento de técnicas para monitoramento de espécies de sódio em fase gasosa formadas durante a combustão e gaseificação do carvão**. International Journal of Coal Geology, v. 32, nº. 1-4, pág. 241-253. dezembro de 1996.
- CHADWICK, B.L.; DOMAZETIS, G.; MORRISON, R.J.S. **Monitoramento de vários comprimentos de onda da fluorescência do fotofragmento após 193 nm Fotólise de NaCl e NaOH Aplicação para Medir as Espécies de Sódio Liberadas do Carvão em Altas Temperaturas**. Analytical Chemistry, v. 67, nº. 4, pág. 710-716. fevereiro de 1995.
- CHI, T.; ZHANG, H.; YAN, Y.; et al. **Investigações sobre os comportamentos de ignição de carvões pulverizados e misturas de carvão em um forno tubular usando técnicas de monitoramento de chama**. Fuel, v. 89, nº. 3, pág. 743-751. março de 2010.
- CORRÊA, M.P.; MACHADO, A.C.; DA SILVA FILHO, J.I.; et al. **Lógica anotada paraconsistente aplicada ao monitoramento da condição de ativos da indústria e prevenção de falhas com base em assinaturas de vibração**. Research, Society and Development, v. 11, nº. 1. março de 2022.
- DA SILVA FILHO, J.I.; ABE, J.M.; MARREIRO, A.D.L.; et al. **Algoritmos Lógicos Anotados Paraconsistentes Aplicados em Gestão e Controle de Rotas de Rede de Comunicação**. Sensors, v. 21. junho de 2021.
- DA SILVA FILHO, J.I.; LAMBERT-TORRES, G.; ABE, J.M. **Tratamento de incertezas usando lógica paraconsistente – introduzindo redes neurais artificiais paraconsistentes**. 2010, 320 p.
- DA SILVA FILHO, J.I.; NUNES, C.V.; GARCIA, D.V.; et al. **Rede de análise paraconsistente aplicada no tratamento de dados de espectroscopia de Raman para**

apoiar o diagnóstico médico de câncer de pele. Medical & biological engineering & computing, v. 54, nº. 10, pág. 1453-1467. outubro de 2016.

DA SILVEIRA, M.A.G.; VITOSSO, L.; MEDINA, N.H. **Distribuição de potássio em cana-de-açúcar.** Brazilian journal of radiation sciences, v. 3, nº. 1A, pág. 01-08. abril de 2015.

DACHERY, J.M. **10 Perguntas sobre a biomassa.** Site Energês. Disponível em: <https://energes.com.br/10-perguntas-sobre-a-biomassa/> Acesso em 30 ago. 2022.

EL-SAYED, S.A.; MOSTAFA, M.E. **Características de combustão e emissão do bagaço de cana-de-açúcar egípcio e potências dos colmos de algodão em combustores de leito fluidizado borbulhante.** Waste and Biomass Valorization, v. 10, nº. 7, pág. 2015-2035. 2019.

FATEHI, H.; HE, Y.; WANG, Z.; et al. **Medições de LIBS e estudos numéricos de liberação de potássio durante a gaseificação de biomassa.** Proceedings of the Combustion Institute, v. 35, nº. 2, pág. 2389-2396. 2015.

GARCIA, D.V.; DA SILVA FILHO, J.I.; SILVEIRA JR., L.; et al. **Análise dos dados de espectroscopia de Raman com algoritmos baseados na lógica paraconsistente para caracterização de lesões de câncer de pele.** Vibrational Spectroscopy, v. 103. julho de 2019.

GE, H.; LI, X.; LI, Y.; et al. **Identificação de combustível de biomassa usando espectroscopia de chama e algoritmos de modelo de árvore.** Combustion Science and Technology, v. 193, nº. 6, pág. 1055-1072. abril de 2021.

GOTTWALD, U.; MONKHOUSE, P.; BONN, B. **Dependência da liberação de álcali na combustão de PFB na composição de carvão.** Fuel, v. 80, nº. 13, pág. 1893-1899. 2001.

GOTTWALD, U.; MONKHOUSE, P.; WULGARIS, N.; et al. **Detecção simultânea de níquel e potássio no gás de combustão de um combustor de carvão de leito fluidizado por fluorescência de fragmentação induzida por laser excimer.** Fuel Processing Technology, v. 80, nº. 2, pág. 143-153. fevereiro de 2003.

GOTTWALD, U.; MONKHOUSE, P.; WULGARIS, N.; et al. **Estudo em loco do efeito das condições de operação e aditivos nas emissões de álcalis na combustão em leito fluidizado.** Fuel Processing Technology, v. 75, nº. 3, pág. 215-226. março de 2002.

GREGER, F.; HARTINGER, K.T.; MONKHOUSE, P.B.; et al. **Medições de concentração de álcalis em loco em uma combustão de carvão de leito fluidizado pressurizado por fluorescência de fragmentação induzida por laser excimer.** Symposium (International) on Combustion, v. 26, nº. 2, pág. 3301-3307. 1996.

HARTINGER, K.T.; MONKHOUSE, P.B.; WOLFRUM, J.; et al. **Determinação de concentrações alcalinas de gases de combustão na combustão de carvão em leito fluidizado por fluorescência de fragmentação induzida por excimer-laser.** Symposium (International) on Combustion, v. 25, nº. 1, pág. 193-199. 1994.

HE, Y.; ZHU, J.; LI, B.; et al. **Medição em loco da liberação de sódio e potássio durante a combustão oxi-combustível de linhita usando espectroscopia de decomposição**

induzida por laser: efeitos da concentração de O₂ e CO₂. Energy & Fuels, v. 27, nº. 2, pág. 1123-1130. janeiro de 2013.

HSU, L.; ALWAHABI, Z.; NATHAN, G.; et al. **Sódio e potássio liberados da queima de partículas de carvão marrom e madeira de pinho em uma chama de metano pré-misturada laminar usando espectroscopia de decomposição induzida por laser quantitativa.** Applied Spectroscopy, v. 65, nº. 6, pág. 684-691. março de 2011.

HUANG, Y.; LIU, S.; LI, J.; et al. **Identificação de combustível com base nas máquinas de vetor de suporte de mínimos quadrados.** Advanced Materials Research, v. 317-319, pág. 1237-1240. agosto de 2011.

JAN, W.J.; LOU, C.; CHENG, Q.; et al. **Medição in situ de metais alcalinos em um incinerador de RSU usando um espectro de emissão espontânea.** Applied Sciences, v. 7, nº. 3, pág. 263. março de 2017.

JENSEN, P.A.; FRANDSEN, F.J.; DAM-JOHANSEN, K.; et al. **Investigação Experimental da Transformação e Liberação em Fase Gasosa de Potássio e Cloro durante a Pirólise da Palha.** Energy & Fuels, v. 14, nº. 6, pág. 1280-1285. setembro de 2000.

KEYVAN, S.; ROSSOW, R.A.; ROMERO, C. **Calibração baseada em corpo negro para cálculos de temperatura nas faixas espectrais do visível e próximo ao IR usando um espectrômetro,** Fuel, v. 85, nº. 5-6, pág. 796-802. março de 2006.

LI, K.; YAN, W.; HUANG, X.; et al. **Medição in loco da temperatura e concentração de potássio durante a combustão de pellets de biomassa com base no espectro de emissão.** Fuel, v. 289. abril de 2021a.

LI, K.; YAN, W.; YU, L.; et al. **Determinação Simultânea da Concentração de Na e Temperatura durante a Combustão de Carvão de Zhundong usando o Espectro de Radiação.** Energy & Fuels, v. 35, nº. 4, pág. 3348-3359. fevereiro de 2021b.

LI, X.; WU, M.; LU, G.; et al. **Identificação on-line de combustíveis de biomassa com base em imagens de radicais de chama e aplicação de técnicas de redes neurais de função de base radical.** IET Renewable Power Generation, v. 9, nº. 4, pág. 323-330. maio de 2015.

LIAO, Y.; YANG, G.; MA, X. **Estudo Experimental das Características de Combustão e Comportamento de Transformação Alcalina da Palha.** Energy & Fuels, v. 26, nº. 2, pág. 910-916. janeiro de 2012.

MAVRODINEANU, R. **Espectroscopia de Chama Analítica: Tópicos Seleccionados – Biblioteca Técnica Philips.** Londres: MacMillan and Co Ltda. 1970, 772 p.

MODEST, M.F. **Transferência de calor radiativa,** 3 ed., Cambridge: Elsevier, 2013, 882 p.

MONKHOUSE, P.B.; GOTTWALD, U.A.; DAVIDSSON, K.O.; et al. **Discriminação de fase de espécies alcalinas em gases de combustão de PCFB usando monitoramento simultâneo por ionização de superfície e fluorescência de fotofragmentação.** Fuel, v. 82, nº. 4, pág. 365-371. março de 2003.

OLESCHKO, H.; SCHIMROSCZYK, A.; LIPPERT, H.; et al. **Influência da composição do carvão na liberação das espécies Na-, K-, Cl- e S- durante a combustão da lenhite.** Fuel, v. 86, nº. 15, pág. 2275-2282. outubro de 2007.

QU, Z.; STEINVALL, E.; GHORBANI, R.; et al. **Espectroscopia de Absorção Atômica com Laser de Diodo Ajustável para Detecção de Potássio sob Condições de Espessura Óptica.** Analytical Chemistry, v. 88, nº. 7, pág. 3754-3760. março de 2016.

ROMERO, C.; LI, X.; KEYVAN, S.; et al. **Monitoramento de combustão baseado em espectrômetro para estequiometria de chama e controle de temperatura.** Applied Thermal Engineering v. 25, nº. 5-6, pág. 659-676. abril de 2005.

ROSSOW, R.A. **Cálculo da temperatura do corpo negro dos espectros do visível e do infravermelho próximo para fornos a gás.** Missouri: Columbia University. USA, 2005. Tese (PHD). Faculty of the Graduate School University Of Missouri-Colimbia, 2005.

SALINAS, C.T.; CÂNDIDO, P.R.T.; LOU, C.; et al. **Estimativa da Temperatura da Chama e Emissão de Alcalis Durante a Combustão do Bagaço de Cana-de-Açúcar em Laboratório em Câmara de Combustão Tipo Grate Usando o Método de Espectroscopia.** American Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences, v. 74, nº. 2, pág. 61-79. dezembro de 2020.

SCHLOSSER, E.; FERNHOLZ, T.; TEICHERT, H.; et al. **Detecção in situ de átomos de potássio em sistemas de combustão de carvão de alta temperatura usando lasers de diodo infravermelho próximo.** Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, v. 58, nº. 11, pág. 2347-2359. setembro de 2002.

SEPMAN, A.; ÖGREN, Y.; QU, Z.; et al. **Detecção TDLAS multiparâmetros in situ em tempo real no núcleo do reator de um gaseificador de biomassa de fluxo arrastado.** Proceedings of the Combustion Institute, v. 36, nº. 3, pág. 4541-4548. 2017.

SORVAJÄRVI, T.; DEMARTINI, N.; ROSSI, J.; et al. **Técnica de medição in loco para detecção simultânea de vapores de K, KCl e KOH liberados durante a combustão de combustível de biomassa sólida em um reator de partícula única.** Applied Spectroscopy, v. 68, nº. 2, pág. 179-184. fevereiro de 2014.

SOUZA, R. **Fontes de energias não renováveis e renováveis.** Site Preparaenem. Disponível em: <https://www.preparaenem.com/geografia/fontes-energia-nao-renovaveis-renovaveis.htm> Acesso em 30 ago. 2022.

SUN, Y.P.; LOU C.; ZHOU, H.C. **Um método simples de julgamento da propriedade cinza das chamas com base na análise espectral e no método de duas cores para medições de temperaturas e emissividade.** Proceedings of the Combustion Institute. v. 33, nº. 1, pág. 735-741. janeiro de 2011.

TAN, C.; XU, L.; LI, X.; et al. **Identificação de Tipo de Combustível Baseada em Análise de Componentes Independentes para Usinas Elétricas a Carvão.** Combustion Science and Technology, v. 184, nº. 3, pág. 277-292. fevereiro de 2012.

VAN EYK, P.J.; ASHMAN, P.J.; ALWAHABI, Z.T.; et al. **Medição quantitativa de sódio atômico na pluma de uma única partícula de carvão em chamas.** Combustion and

Flame, v. 155, nº. 3, pág. 529-537. novembro de 2008.

VAN EYK, P.J.; ASHMAN, P.J.; NATHAN, G.J. **Mecanismo e cinética da liberação de sódio de partículas de carvão marrom durante a combustão.** Combustion and Flame, v. 158, nº. 12, pág. 2512-2523. dezembro de 2011.

VAN LITH, S.C.; JENSEN, P.A.; FRANDSEN, F.J.; et al. **Liberação para a fase gasosa de elementos inorgânicos durante a combustão da madeira. Parte 2: Influência da Composição do Combustível.** Energy & Fuels, v. 22, nº. 3, pág. 1598-1609. março de 2008.

VASSILEV, S.V.; VASSILEVA, C.G. **Métodos para caracterização da composição de cinzas volantes de centrais elétricas a carvão: Uma visão geral crítica.** Energy & Fuels, v. 19, nº. 3, pág. 1084-1098. abril de 2005.

WANG, C.; BI, H.; LIN, Q.; et al. **Co-pirólise de lodo de esgoto e casca de arroz por TG-FTIR-MS: Comportamento de pirólise, cinética e características de gases condensáveis/não condensáveis.** Renewable Energy, v. 160, pág. 1048-166. novembro de 2020.

WENG, W.; GAO, Q.; WANG, Z.; et al. **Medição quantitativa de potássio atômico em plumas sobre queima de combustíveis sólidos usando espectroscopia de laser de diodo infravermelho.** Energy Fuels, v. 31, nº. 3, pág. 2831-2837. fevereiro de 2017.

XU, L.; TAN, C.; LI, X.; et al. **Identificação do Tipo de Combustível Usando Árbitro de Densidade de Probabilidade Conjunta e Técnicas de Computação Suave.** IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 61, nº. 2, pág. 286-296. fevereiro de 2012.

XU, L.; YAN, Y.; CORNWELL, S.; et al. **Identificação de combustível on-line usando processamento de sinal digital e técnicas de inferência difusa.** IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 53, nº. 4, pág. 1316-1320. agosto de 2004.

XU, L.; YAN, Y.; CORNWELL, S.; et al. **Rastreamento de combustível online combinando análise de componentes principais e técnicas de rede neural.** IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 54, nº. 4, pág. 1640-1645. agosto de 2005.

XU, N.; BHADHA, J.H.; RABBANY, A.; et al. **Nutrição da cultura e resposta de rendimento da aplicação de bagaço em cana-de-açúcar cultivada em solo mineral.** Agronomy, v. 11, nº. 8, pág. 1526. julho de 2021.

YAN, W.; LI, K.; HUANG, X.; et al. **Medição online da temperatura e emissividade da chama durante a combustão volátil de biomassa usando termometria espectral e Termometria de Imagem.** Energy Fuels, v. 34, nº. 1, pág. 907-919. janeiro de 2020.

YAN, W.; YA, Y.; DU, F.; et al. **Medições de temperatura de linha de visão baseadas em espectrômetro durante a combustão de carvão pulverizado alcalino em uma caldeira de estação de energia.** Energies, v. 10, nº. 9, pág. 1375. setembro de 2017.

YAN, W.J.; ZHOU, H.C.; JIANG, Z.W.; et al. **Experimentos de medição de temperatura e emissividade da combustão de resíduos sólidos urbanos (RSU) por análise**

espectral e processamento de imagens em espectro visível. Energy & Fuels, v. 27, nº. 11, pág. 6754-6762. outubro de 2013.

YIN, F.; LUO, Z.H.; LI, Y.; et al. **Identificação do tipo de carvão com base no espectro de emissão de uma chama de forno.** J. Zhejiang Univ. Sci. Fuel, v. 18, nº. 2, pág. 113-123. fevereiro de 2017.

ZAPIEN-RODRÍGUEZ, J.M.; ESCOTO-SOTELO, E.A.; NÚÑEZ-PÉREZ, F.A. **Análise energética da biomassa em Michoacán: Caso de estudo para geração elétrica de 4MWh.** Revista de Ingeniería Eléctrica, v. 3, nº. 9, pág. 29-34. julho de 2019.

ZHANG, Z.; SONG, Q.; ALWAHABI, Z.T.; et al. **Liberação temporal de potássio das partículas de madeira de pinho durante a combustão.** Combustion and Flame, v. 162, nº. 2, pág. 496-505. fevereiro de 2015.

ZHOU, H.; TANG, Q.; YANG, L.; et al. **Suporte a identificação de carvão on-line baseada em máquina vetorial por meio de monitoramento avançado de chama.** Fuel, v. 117, parte B, pág. 944-951. janeiro de 2014.

ZHOU, L.; SONG, Y.; JI, W.; et al. **Aprendizado de máquina para combustão.** Energy and AI, v. 7. janeiro de 2022.

APÊNDICE A – Códigos de programação no sistema MATLAB

1. Algoritmo extrator de graus de evidência

```
% Autor: Tiago Castilho - 2022
% 1ª Etapa
clear;
clc;

% Leitura do arquivo com os dados coletados - Faixa Ultra Violeta (UV)
TimeUV = xlsread('C:\Dados.xls', 1, 'B6: BF6');
WavelengthUV = xlsread('C:\Dados.xls', 1, 'A6: A2053');
CountUV = xlsread('C:\Dados.xls', 1, 'B6: BF2053');

% Leitura do arquivo com os dados coletados - Faixa Visível (VIS)
TimeVIS = xlsread('C:\Dados.xls', 2, 'B6: BF6');
WavelengthVIS = xlsread('C:\Dados.xls', 2, 'A6: A4065');
CountVIS = xlsread('C:\Dados.xls', 2, 'B6: BF4065');

% Leitura do arquivo com os dados coletados - Faixa Próximo ao Infra
Vermelho (NIR)
TimeNIR = xlsread('C:\Dados.xls', 3, 'B6: BF6');
WavelengthNIR = xlsread('C:\Dados.xls', 3, 'A6: A261');
CountNIR = xlsread('C:\Dados.xls', 3, 'B6: BF261');

% Criação de gráfico dos dados coletados - Faixa Ultra Violeta (UV)
figure
ribbon(WavelengthUV,CountUV,0,25);
%title ('Gráfico de queima de biomassa (Espectro de comprimento de onda na
faixa Ultra Violeta - UV)');
xlabel ('Medição (a cada 2s)');
ylabel ('Comprimento de onda (nm)');
zlabel ('Valor');
ay = gca;
ay.YDir = 'reverse';
grid on;
print -dpng -r300 01_Grafico_UV_br.png

% Criação de gráfico dos dados coletados - Faixa Visível (VIS)
figure
ribbon(WavelengthVIS,CountVIS,0,25);
%title ('Gráfico de queima de biomassa (Espectro de comprimento de onda na
faixa Visível - VIS)');
xlabel ('Medição (a cada 2s)');
ylabel ('Comprimento de onda (nm)');
zlabel ('Valor');
ay = gca;
ay.YDir = 'reverse';
grid on;
print -dpng -r300 02_Grafico_VIS_br.png

% Criação de gráfico dos dados coletados - Faixa Próximo ao Infra
Vermelho (NIR)
figure
ribbon(WavelengthNIR,CountNIR,0,25);
%title ('Gráfico de queima de biomassa (Espectro de comprimento de onda na
faixa Próximo ao Infra Vermelho - NIR)');
xlabel ('Medição (a cada 2s)');
ylabel ('Comprimento de onda (nm)');
zlabel ('Valor');
ay = gca;
ay.YDir = 'reverse';
grid on;
print -dpng -r300 03_Grafico_NIR_br.png

% Encerramento da 1ª Etapa para análise
```

```

disp(' ');
disp('+-----+');
-----+');
disp('|1ª Etapa concluída, analise os gráficos gerados, prepare o arquivo
de dados para rodar|');
disp('|a 2ª Etapa (Gerar_Padrão_LPA2v.m).                Muito Obrigado!!!
|');
disp('+-----+');
-----+');

```

2. Algoritmo extrator dos efeitos da contradição

```

% Autor: Tiago Castilho - 2022
% 2ª Etapa
clear;
clc;
padrao=zeros(0,0);
MatrizMax=zeros(0,0);
MatrizMin=zeros(0,0);
MatrizN=zeros(0,0);
% Leitura do arquivo com os dados válidos - Faixa Visível (VIS) da
medição de 10 até 39 (removido os valores iniciais e finais do espectro por
causa de interferência do aparelho (ligar e desligar)
caminho=input('Informe o caminho que está a planilha das amostras: -
Ex:C:\documentos: ','s');
arquivo=input('Informe o nome do arquivo - Ex:teste.xls: ','s');
filename=[caminho '\ ' arquivo];
disp(' ');
disp('A planilha indicada acima está sendo lida...');
%Extrator de Grau de Evidência da amostra de Biomassa para tornar
padrão (Prueba2)
matriz=xlsread(filename);
[L,C]=size(matriz);
for i=1:L
    matrizL=matriz(i,2:C);
    A1=max(matrizL);
    A2=min(matrizL);
    MatrizMax(i,1)=A1;
    MatrizMin(i,1)=A2;
end
%Modelagem com variação linear
for i=1:L
    for j=2:C
        if matriz(i,j)<=MatrizMin(i,1)
            mi=0;
        elseif matriz(i,j)>=MatrizMax(i,1)
            mi=1;
        else
            mi=(matriz(i,j)-MatrizMin(i,1))/(MatrizMax(i,1)-MatrizMin(i,1));
        end
        MatrizN(i,j)=mi;
    end
end
MatrizN(:,1)=matriz(:,1);
disp(' ');
disp('+-----+');
disp('|Gravando os dados em arquivo Excel, aguarde um momento ...|');
disp('+-----+');
arquivo1=['\Normaliza' arquivo];
arquivo2='\Maximo';

```

```

arquivo3='\Minimo';
filename1=[caminho arquivo1];
filename2=[caminho arquivo2];
filename3=[caminho arquivo3];
xlswrite(filename1,MatrizN);
xlswrite(filename2,MatrizMax);
xlswrite(filename3,MatrizMin);
disp(' ');
disp(' +-----+ ');
disp(' |      Arquivos criados na pasta!!!      | ');
disp(' +-----+ ');
disp(' ');
%Extrator de Efeitos da Contradição da amostra de Biomassa para tornar
padrão (Prueba2) e gerando o arquivo de Padrão LPA2v
caminho=input('Informe o caminho que está a planilha das amostras: ','s');
arquivo=input('Informe o nome do arquivo - Ex:NormalizaDados.xls: ','s');
filename=[caminho '\\' arquivo];
disp(' ');
disp('A planilha indicada acima está sendo lida...');
matriz1=xlsread(filename);
for i=1:L
    matriz_N=matriz1(i,2:C);
    t=length(matriz_N);
    while t>1
        maximo=max(matriz_N);
        mi_N=maximo;
        minimo=min(matriz_N);
        lambda_N=1-minimo;
        Gc=mi_N-lambda_N;
        Gct=(mi_N+lambda_N)-1;
        x=(1-abs(Gc))^2;
        y=Gct^2;
        d=sqrt(x+y);
        if d>=1
            Gcr=0;
        else
            if Gc>0
                Gcr=1-d;
            else
                Gcr=d-1;
            end
        end
        s1=(Gcr+1)/2;
        [elemento, repitencia]=find(matriz_N==maximo);
        matriz_N(repitencia)=[];
        [elemento, repitencia]=find(matriz_N==minimo);
        matriz_N(repitencia)=[];
        t=length(matriz_N);
        matriz_N(1,t+1)=s1;
        t=length(matriz_N);
    end
    GER=s1;
    padrao(i,4)=GER;
end
padrao(:,1)=matriz1(:,1);
filename=[caminho '\\Maximo'];
padrao(:,2)=xlsread(filename);
filename=[caminho '\\Minimo'];
padrao(:,3)=xlsread(filename);
disp(' ');
disp(' +-----+ ');

```

```

disp('|Gravando os dados em arquivo Excel, aguarde um momento ...
|');
disp('+-----+');
disp(' ');
arq='\Padrao_LPA2v';
filename=[caminho arq];
xlswrite(filename,padrao);
    % Criação de gráfico do padrão gerado - Padrao_LPA2v
resp=input('Deseja visualizar o gráfico LPA2v? s ou n? ','s');
while resp~='s' && resp~='S' && resp~='n' && resp~='N'
    disp('Favor inserir apenas "s" ou "n"');
    resp=input('Deseja visualizar o gráfico LPA2v? s ou n? ','s');
end
if resp=='s' || resp=='S'
    plot(padrao(:,1),padrao(:,4),'k');
    xlabel('Comprimento de onda (nm)');
    ylabel('Grau de Evidência Resultante Real');
    %title('Gráfico do Grau de Evidência Resultante Real - LPA2v');
    grid on;
    print -dpng -r300 04_Grafico_Padrao_LPA2v_br.png
    % Encerramento da 2ª Etapa com a criação do Padrão para comparar com
    outras amostras
    disp(' ');
    disp('+-----+');
    disp('|2ª Etapa concluída, criado arquivo do Padrão LPA2v para
    utilização|');
    disp('|em comparativo de novas amostras.                Obrigado!!!
|');
    disp('|Em posse de outra amostra rode a 3ª Etapa (AnaliseAmostras.m).
|');
    disp('+-----+');
else
    % Encerramento da 2ª Etapa com a criação do Padrão para comparar com
    outras amostras
    disp(' ');
    disp('+-----+');
    disp('|2ª Etapa concluída, criado arquivo do Padrão LPA2v para utilização
    em comparativo |');
    disp('|de novas amostras. Em posse dos dados da amostra rode 3ª Etapa
    (AnaliseAmostras.m) |');
    disp('+-----+');
end

```

3. Algoritmo Detector de ocorrências de similaridade e Extrator de graus de evidência da frequência.

```

% Autor: Tiago Castilho - 2022
% 3ª Etapa
clear;
clc;
O=zeros(0,0);
g=0;
    % Leitura da medição do espectro e comparando com o Padrão LPA2v para
    indicar a semelhança com a Biomassa padrão
disp('Verificação de Amostras através de um Padrão LPA2v de Biomassa
(Bagaço-de-Cana)');
disp(' ');
A=input('Informe a amostras já normalizada: ','s');

```

```

disp(' ');
mi=xlsread(A);
[l,c]=size(mi);
onda=xlsread('Dados_Prueba2','A1:A4060');
for i=1:l
    if mi(i,1)<0.1
        O(i,1)=1;
        g(i,1)=mi(i,1);
    else
        O(i,1)=0;
        g(i,1)=0;
    end
end
so=sum(O);
fr=so/l;
if fr>0.5
    disp('A amostra indicada é compatível com o padrão de BAGAÇO-DE-CANA');
    disp(' ');
else
    disp('A amostra indicada NÃO é compatível com o padrão de BAGAÇO-DE-
CANA');
    disp(' ');
end
disp(' ');
msg=['Com grau de frequência=' num2str(fr)];
fprintf(msg);
disp(' ');
resp=input('Deseja visualizar o gráfico? s ou n? ','s');
while resp~='s' && resp~='S' && resp~='n' && resp~='N'
    disp('Favor inserir apenas "s" ou "n"');
    resp=input('Deseja visualizar o gráfico? s ou n? ','s');
end
if resp=='s' || resp=='S'
    plot(onda(:,1),g(:,1),'.');
    grid on;
    xlabel('Comprimento de onda');
    ylabel('Grau de frequência');
    msg=['O grau de frequência é ' num2str(fr) ' em relação ao padrão
criado'];
    title(msg);
    print -dpng -r300 Grau_Frequencia_Amostra3_br.png
else
    disp(' ');
    disp('+-+');
    disp('|3ª Etapa concluída, indicando se a amostra é compatível com o
padrão criado, pelo |');
    disp('|Grau de Frequência.                Muito Obrigado!!!
|');
    disp('+-+');
end

```