

EMANUEL RANGEL SPADIM

**ANÁLISE MULTIVARIADA DO FUNCIONAMENTO DE UMA
CALDEIRA MISTA A BIOMASSA FLORESTAL PARA CONTROLE DO
PROCESSO DE COMBUSTÃO**

Botucatu

2023

EMANUEL RANGEL SPADIM

**ANÁLISE MULTIVARIADA DO FUNCIONAMENTO DE UMA
CALDEIRA MISTA A BIOMASSA FLORESTAL PARA CONTROLE DO
PROCESSO DE COMBUSTÃO**

Tese apresentada à Faculdade de Ciências Agronômicas da Unesp Câmpus de Botucatu para obtenção do título de Doutor em Energia na Agricultura.

Orientador: Prof. Dr. Saulo P. S. Guerra

Botucatu

2023

S732a

Spadim, Emanuel Rangel

Análise multivariada do funcionamento de uma caldeira mista a biomassa florestal para controle do processo de combustão / Emanuel Rangel Spadim. -- Botucatu, 2023

70 p.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp),
Faculdade de Ciências Agrônomicas, Botucatu

Orientador: Saulo Philipe Sebastião Guerra

1. Biomassa. 2. Energia Renovável. 3. Carta de controle. 4.
Correlação. 5. Estatística Multivariada. I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Ciências Agrônomicas, Botucatu. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

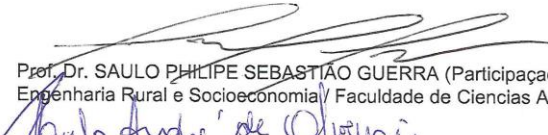
Título:

ANÁLISE MULTIVARIADA DO FUNCIONAMENTO DE UMA CALDEIRA MISTA A BIOMASSA FLORESTAL PARA O CONTROLE DO PROCESSO DE COMBUSTÃO

AUTOR: EMANUEL RANGEL SPADIM

ORIENTADOR: SAULO PHILIFE SEBASTIÃO GUERRA

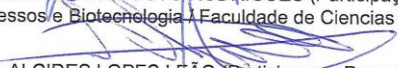
Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em Agronomia (Energia na Agricultura), pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. SAULO PHILIFE SEBASTIÃO GUERRA (Participação Presencial)
Engenharia Rural e Socioeconomia / Faculdade de Ciências Agrômicas de Botucatu UNESP


Prof. Dr. PAULO ANDRÉ DE OLIVEIRA (Participação Presencial)
Agronegócio / Faculdade de Tecnologia de Botucatu


Prof. Dr. EDER APARECIDO GARCIA (Participação Presencial)
/ Faculdade de Tecnologia de Ourinhos


Prof. Dr. SÉRGIO AUGUSTO RODRIGUES (Participação Presencial)
Bioprocessos e Biotecnologia / Faculdade de Ciências Agrômicas - Unesp


Prof. Dr. ALCIDES LOPES LEÃO (Participação Presencial)
Bioprocessos e Biotecnologia / Faculdade de Ciências Agrômicas - Unesp/ Câmpus de Botucatu

Botucatu, 08 de dezembro de 2023.

Aos meus pais,
Mario e Maria das Graças,
dedico.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Mario e Maria das Graças, pela constante e incondicional ajuda e atenção em todos os momentos da minha vida.

À Gabriela Spadim e ao Wellington Pauletti, pela amizade e boa vontade nas tantas horas de atenção e trabalho a mim dedicados.

À Letícia Spadim, pela amizade e carinho com o titio.

Ao João Lorenço pela amizade.

Ao Roberto Trevisan e à Lourdes Spadim, pela amizade, ajudas, incentivo e exemplo.

Ao meu orientador, Saulo Guerra, pela oportunidade, pela ajuda e incentivo desde o início deste trabalho, e pela disponibilidade e atenção em todos os momentos.

À Maura Esperancini e ao Zacharias de Barros, pela oportunidade.

Ao Sérgio Rodrigues, pelo exemplo, incentivo, didática e ajuda técnica.

À Letícia Vieira, pelo carinho e paciência, por todos os bons momentos de convivência e pelo exemplo e incentivo ao início na vida acadêmica que, com certeza, nos engrandece e faz render bons frutos.

À Marcela Arthur, pelo exemplo de dedicação, pela grande amizade que fizemos neste período, pelas horas de boas conversas e pelo incentivo constante em tudo o que eu me propunha a fazer.

À Lívia Campos, pela grande amizade e carinho, pelo exemplo, pela ajuda técnica e parceria de sempre.

Ao Fábio Lopes, que de muito distante manteve firme a amizade e a troca de experiências sobre o cotidiano da vida por aqui e por lá.

Ao Marcelo Denadai, pela amizade e pela parceria de sempre.

Ao Humberto Eufrade Junior e à Letícia Oda, meus grandes amigos, sempre tão hospitaleiros e gentis comigo.

Ao Guilherme Oguri pela amizade e exemplo

Ao Murilo Caliente, pela amizade e opiniões francas.

À Beatriz Zerbinato, pela amizade, pela presteza e pela disposição para ouvir sobre os contratempos do dia a dia.

À Natália Arruda, pela ajuda neste trabalho e em todos os outros do dia a dia.

À Josiane Alves que, com toda a diligência em seu trabalho no departamento, cuidou tão bem de todos nós por todo esse período.

Ao Gabriel Cassini e ao Danilo de Melo, pela amizade, parceria e pela disposição infinita, ao Miguel Pascucci e Kléber Lanças pela amizade, ao Aldir Carpes pelo incentivo na vida acadêmica, à Julia Faria e Rafael Soler pela amizade, a Giovani Capriolli, Diego Borges, Lavínia Liberato e Amanda Castanho pela parceria no dia a dia, ao João Marcos de Souza, pela amizade e incentivos, ao Vicente Cornago pela amizade e à Ana Lúcia Kempinas pela competência no trabalho e pela boa vontade e gentileza.

A todos os amigos do Departamento de Engenharia Rural e Socioeconomia, em especial a Marcos Tavares, Fabiana Araújo e Mariano de Viveiros.

Ao Flávio Firmino, que prestou um apoio técnico preciso e essencial durante toda a execução deste trabalho, da idealização aos momentos finais.

Ao José Simões e Danila Cruz, que abriram as portas e deram suporte para a execução deste trabalho.

Ao Gilson Silésio, pelo apoio técnico.

A todos que, de alguma forma, contribuíram com o desenvolvimento desta tese.

RESUMO

Com a forte pressão por uma mudança nas matrizes energéticas em direção ao desenvolvimento sustentável, a energia de biomassa é uma alternativa altamente viável por estar apoiada nas bases econômica, social e ambiental que o pressupõem. O entendimento dos eventos envolvidos na transformação dessa energia pode aumentar a sua eficiência. O estudo teve como objetivo mostrar o comportamento de uma caldeira submetida a diferentes combustíveis usando estatística multivariada para evidenciar possíveis rotas de ação na melhoria dos seus processos. Foram aplicadas cartas de controle multivariadas aos dados coletados durante a operação de uma caldeira a biomassa submetida a diferentes combustíveis (C1 – cavaco de eucalipto, C2 – mistura de 60% cavaco de eucalipto e 40% casca de eucalipto) e observou-se seu reflexo nas variáveis obtidas pelo supervisor do equipamento. Os dados também foram submetidos a uma análise de componentes principais (PCA) combinada à estatística T^2 de Hotelling. Uma carta de controle com gráfico interativo foi desenvolvida e usada como ferramenta para inspeção visual do comportamento das variáveis. Do ponto de vista das cartas de controle, o combustível C2 apresentou maior instabilidade, com maior número de pontos extrapolando o limite da estatística T^2 de Hotelling e maior distribuição na contribuição das variáveis para saída de controle do processo. A variável pressão da fornalha foi a que teve maior mudança de comportamento, sendo a terceira maior contribuinte para as saídas de controle no uso do combustível C2 e a que menos contribuiu no combustível C1. As quatro variáveis relacionadas à gestão da água (temperatura, pressão, vazão e nível da água) tiveram grande participação na saída de controle no uso do combustível C1, tendo 48,9% de contribuição, contra 41,5% no uso do C2. A PCA demonstrou dispersão maior dos pontos no gráfico de escores quando no uso do combustível C2, denotando maior variabilidade nessa condição. Ainda assim, de forma geral, o comportamento das direções dos vetores de variáveis e dos pontos com estatística T^2 de Hotelling extrapolada foram similares. A relação entre os pontos extrapolados e as dimensões das variáveis puderam ser analisadas do ponto de vista da variância dos dados.

Palavras-chave: Estatística multivariada. Biomassa. Caldeira. Carta de controle. T^2 de Hotelling. PCA.

ABSTRACT

With the intense pressure for a change in the energy matrixes towards sustainable development, biomass emerges as a highly viable alternative because it is supported by the economic, social, and environmental bases that presuppose it. Understanding the events involved in transforming this energy can increase its efficiency. This work aimed to show the behavior of a boiler subjected to different fuels using multivariate statistical techniques to highlight possible courses of action to improve its processes. Multivariate control charts with Hotelling's T^2 statistics were applied to the data collected during the operation of a biomass boiler subjected to different fuels (C1 - eucalyptus chips, C2 - a mixture of 60% eucalyptus chips and 40% eucalyptus bark). Their reflection was observed in the variables obtained by the equipment supervisory. The data were also submitted to a principal component analysis (PCA) combined with Hotelling's T^2 statistics. A control chart with an interactive graph was developed and used to inspect the variables' behavior visually. From the point of view of the control charts, the C2 fuel presented greater instability, with a more significant number of points extrapolating the limit of Hotelling's T^2 statistic and greater distribution in the contribution of the variables to the process control output. The furnace pressure showed the greater behavior changing, as it was the third contributor for the upper control limit extrapolation when using C2 fuel and the least one to C1 fuel. The four variables related to water management (temperature, pressure, flow, and level) shown great contribution to the control limit extrapolation in the C1 fuel use, having a 48.9% contribution compared to 41.5% in the C2 use. The PCA showed a slightly greater dispersion of the points in the score plot when using C2 fuel, denoting more significant variability under this condition. Even so, in general, the behavior of the directions of the variable vectors and the points with extrapolated Hotelling's T^2 statistics were similar. The relationship between the points beyond the control limit and the variables' dimensions could be analyzed broadly.

Keywords: Multivariate statistics. Biomass. Boiler. Control chart. Hotelling's T^2 . PCA.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO GERAL	15
REVISÃO DE LITERATURA	18
USO DE BIOMASSA EM CALDEIRAS.....	18
ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	19
VARIÁVEIS ANALISADAS NO SUPERVISÓRIO DA CALDEIRA	19
CARTAS DE CONTROLE POR ESTATÍSTICA T ² DE HOTELLING	20
CONTROLE ESTATÍSTICO EM CALDEIRAS.....	21
CARACTERIZAÇÃO PELA ANÁLISE FÍSICA E QUÍMICA DA BIOMASSA	22
CAPÍTULO 1 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS E ESTATÍSTICA T² DE HOTELLING PARA AVALIAÇÃO DO COMPORTAMENTO DE UMA CALDEIRA MISTA A BIOMASSA SUBMETIDA A DIFERENTES COMBUSTÍVEIS	24
1.1 INTRODUÇÃO.....	24
1.2 MATERIAL E MÉTODOS	26
1.2.1 Amostragem e tratamento dos dados do processo	26
1.2.2 Análise estatística	27
1.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	30
1.4 CONCLUSÕES.....	40
REFERÊNCIAS	41
CAPÍTULO 2 APLICAÇÃO DE CARTAS DE CONTROLE T² DE HOTELLING PARA CONTROLE ESTATÍSTICO DE UMA CALDEIRA MISTA A BIOMASSA	43
2.1 INTRODUÇÃO.....	43
2.2 MATERIAL E MÉTODOS	45
2.2.1 Local e condições de execução da pesquisa.....	45
2.2.2 Amostragem e caracterização do combustível	45
2.2.3 Amostragem e tratamento dos dados de processo	46
2.2.4 Análise estatística	47
2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	50
2.4 CONCLUSÕES.....	59
REFERÊNCIAS	61
CONSIDERAÇÕES FINAIS	64
REFERÊNCIAS	67

INTRODUÇÃO GERAL

Energia e desenvolvimento econômico estão diretamente relacionados e fazem da segurança energética e seus impactos socioeconômicos um assunto amplamente abordado no mundo, onde se fortalece um discurso global pressionando a transição de um sistema baseado em combustível fóssil para a energia renovável (Razi; Dincer, 2022).

Diante das previsões de aumento mundial de demanda energética e da conscientização do uso sustentável da energia, estudos sugerem maior atenção para este tema (Van Ruijven; De Cian; Sue Wing, 2019). Paralelo à sustentabilidade dos meios de fornecimento de energia, o possível esgotamento dos combustíveis fósseis nos próximos anos impulsiona a busca por novas formas de obtenção energia (Ali *et al.*, 2019).

A biomassa, que consiste em toda matéria animal ou vegetal, é uma fonte de energia considerada limpa, e tem esta última como a energia renovável mais abundante e promissora substituta do petróleo a ser usada como matéria prima em uma economia sustentável (Woiciechowski *et al.*, 2020). Milhões de toneladas de biomassa são geradas em todo o sistema agrícola e florestal mundial, e o uso desta matéria orgânica como combustível é uma forma razoável de ampliar o fornecimento de energia para suprir a demanda crescente no planeta (Boro *et al.*, 2022).

Nesse contexto, é razoável dispendir atenção ao aprimoramento dos processos de produção que fazem uso da biomassa agrícola e florestal como fonte de energia. A alta disponibilidade de tal combustível e a sua capacidade de aproveitamento faz oportuno e necessário o estudo das diversas etapas inerentes ao processamento deste material para torná-lo mais eficiente (Østergaard *et al.*, 2020). O Brasil apresenta um potencial significativo para elevar a produção de biomassa de forma sustentável, com capacidade de aumentar a participação de biocombustíveis no mercado doméstico e internacional (EPE, 2023).

Dentre os tipos de biomassa, a proveniente da madeira é muito utilizada na indústria em geral, sendo frequente nas plantas de produção de papel e celulose, que empregam cada vez mais os resíduos desta matéria prima - e em certas situações, até a própria matéria prima em sua forma mais nobre – como fonte primária de energia térmica e elétrica (Costa; Tarelho; Sobrinho, 2019), fato também presente na indústria de corte e processamento de madeira, podendo gerar um volume de resíduo

equivalente a 27% da massa de madeira processada (Greinert; Mrówczyńska; Szefer, 2019).

O empenho pela correta condução dos processos industriais caminha ao lado da busca pela sustentabilidade, incorrendo na produção industrial que gera mais valores econômicos com menos impacto no meio ambiente e na sociedade, confirmam Santos *et al.* (2021), visto que a eficiência nos processos de produção é aliada do desenvolvimento sustentável, tocando em dois dos pilares da sustentabilidade ao se relacionar diretamente com sua viabilidade econômica e ao tornar essas atividades menos agressivas ao meio ambiente.

Uma forma de aproveitar a energia da biomassa é o seu uso em fornalhas de caldeiras industriais, que são máquinas térmicas que podem ser alimentadas por este material e produzem vapor, funcionando como um condutor de energia, usado para as mais diversas aplicações em processos industriais (Mikkonen, 2020).

Em uma caldeira, diversas grandezas, correlacionadas ou não, são monitoradas para acompanhamento do desempenho do equipamento. Essas grandezas podem tanto orientar a tomada de decisões em tempo real, quando o operador age nos parâmetros que são instantaneamente controláveis, quanto podem ajudar a entender o controle automático da máquina e o comportamento desta quando submetida a diferentes situações (Sousa *et al.*, 2015).

A qualidade físico-química do combustível, as medições próprias do controle da caldeira e as características dos resíduos gerados são variáveis que devem ser corretamente interpretadas para que se extraia a melhor eficiência deste processo (Díez; Cortés; Campo, 2005). O conhecimento dos resultados da queima de determinada biomassa em caldeiras industriais é capaz de orientar tanto as ações diretas no controle da produção de vapor, quanto aquelas ligadas à destinação dos resíduos gerados por esta queima, bem como guiar a decisão do interessado em uma eventual compra deste combustível.

A estatística multivariada usa da matriz de variância-covariância, que é relacionada com a associação entre as variáveis, para demonstrar o comportamento dos dados e permitir interpretações mais simples minuciosas e robustas do fenômeno observado, mostrando relações que são menos perceptíveis quando se observa os dados diretamente (Johnson; Wichern, 1992).

Também uma análise individual das variáveis, por meio de estatística univariada, poderia não revelar variações sutis de comportamento que estivessem desrespeitando as usuais correlações entre elas (Montgomery, 2009).

Desta forma, o presente estudo teve por objetivo encontrar formas de se melhorar o funcionamento da caldeira criando ferramentas (baseadas na aplicação de técnicas de estatística multivariada) de análise de variáveis relacionadas ao processo de geração de vapor em escala industrial, por meio da avaliação de uma caldeira mista a biomassa pertencente a uma empresa fabricante de painéis de madeira reconstituída. Usou-se estatística multivariada para avaliação dos dados, buscando fornecer informações difíceis de serem extraídas por métodos univariados, principalmente pela grande quantidade de variáveis analisadas.

O estudo foi dividido em dois capítulos para separar a abordagem dos gráficos de escores da PCA, que trabalha a exploração dos dados de um ponto de vista que considere sua maior variabilidade, da abordagem feita especificamente pela estatística T^2 de Hotelling, que consiste de uma análise inferencial.

No capítulo 1 foi usada a análise de componentes principais primeiramente para observação dos dados oriundos de ambos os tratamentos (dois diferentes tipos de combustíveis queimados) e, em seguida, a mesma análise foi feita para os tratamentos em separado. Isso permitiu observar as associações entre variáveis e entre variáveis e a distribuição dos escores em ambas as situações.

No capítulo 2, foi criada uma carta de controle com estatística T^2 de Hotelling, as leituras padronizadas das variáveis ao longo do tempo, bem como o índice de participação desta variável na saída de controle. Esse procedimento foi aplicado em cada leitura registrada pelo sistema supervisor da caldeira.

REVISÃO DE LITERATURA

Uso de biomassa em caldeiras

O uso de biomassa em fornalhas de caldeiras é positivo por ser uma fonte de energia alternativa aos combustíveis fósseis e por liberar menos gases poluentes, estabelecendo um ciclo do carbono (KOUSHIK *et al.*, 2022), além de, em certos casos, aumentar a eficiência térmica quando usado em mistura com o carvão mineral (Sun *et al.*, 2021).

Ainda, a biomassa é o único combustível que reúne as características de ser renovável e estocável, razão pela qual tem grande projeção para ser um substituto dos combustíveis fósseis (Cornette *et al.*, 2021).

Alguns fatores são importantes para determinação da qualidade da biomassa e o seu rendimento na geração de energia. No que tange as propriedades físicas, a umidade do material influencia significativamente o poder calorífico útil da biomassa, ou seja, a quantidade de energia presente na matéria orgânica, sendo este um dos parâmetros mais utilizados para verificação da viabilidade do seu uso para energia (Han; Choi; Kim, 2020).

A análise granulométrica e densidade a granel são fatores diretamente relacionados ao desempenho da matéria orgânica em caldeiras (Garcia; Caraschi; Ventrone, 2013). Ademais, propriedades químicas que fazem parte da composição da biomassa, como carbono fixo, materiais voláteis e cinzas, afetam a capacidade de combustão desse biocombustível (Brand; Giesel, 2017).

Além das propriedades físicas e químicas que, em grande parte, viabilizam tecnicamente o seu uso, esta forma de energia também é caracterizada pela possibilidade de ter baixo custo, por ser muitas vezes oriunda de resíduos de processos industriais e agrícolas (Hariana *et al.*, 2023).

Apesar das características positivas, alguns pontos sugerem atenção no uso da biomassa para queima. A biomassa de resíduos agrícolas, por exemplo, tem quantidade relativamente alta (quando comparado à madeira) de cloro e de elementos alcalinos, os quais podem causar corrosão e aparecimento de incrustação nos metais da caldeira (Król; Motyl; Poskrobko, 2022), portanto, diversas tecnologias são estudadas para solucionar problemas como esse (Song; Voisey; Hussain, 2018).

Do ponto de vista econômico, a biomassa não é capaz de competir em igualdade com os combustíveis fósseis, entretanto, a pressão pela redução da emissão de carbono resulta em incentivos governamentais ao uso dessa energia, de forma que o investimento em fontes renováveis se torna uma opção atrativa (Roni *et al.*, 2017), além de, em muitas situações, a biomassa ser um resíduo de processo da própria indústria que a usa como fonte de energia e, por vezes, precisa comprar este combustível para abastecer seus geradores de vapor projetados para trabalhar com este tipo de matéria que não tem disponibilidade constante no mercado.

Análise estatística

A análise estatística é responsável por recolher, organizar, descrever e apresentar os dados de uma pesquisa, possibilitando que se faça uma melhor interpretação de seus resultados (Silvestre, 2007). Dentro desse campo, a análise estatística multivariada refere-se a técnicas que analisam simultaneamente um conjunto de variáveis e, para ser considerada como tal, deve ter todas as variáveis aleatórias e inter-relacionadas, de forma que seus diferentes efeitos não possam ser significativamente interpretados em separado (Hair *et al.*, 2010).

De acordo com Wichern e Johnson (2007), as técnicas de análise multivariada de dados podem ser divididas em três grupos distintos, sendo um deles composto pela análise inferencial sobre médias e modelos lineares que abrangem a estatística T^2 de Hotelling, a análise de variância multivariada (MANOVA) e a regressão linear multivariada. Um segundo grupo usa a estrutura de variância-covariância, e abrange as análises de componentes principais, fatorial e de correlação canônica. Já o terceiro grupo é composto pela análise de classificação e agrupamento.

Variáveis analisadas no supervisório da caldeira

Basicamente, a função do processo de combustão em uma caldeira é garantir que o calor se adapte à demanda de vapor de forma segura, estável e econômica, tudo isso com baixos níveis de emissão de gases poluentes (Yang *et al.*, 2018).

Em caldeiras modernas, diversas variáveis são monitoradas no processo de conversão de energia, e indicam as condições em que o equipamento opera.

As principais variáveis de controle responsáveis pelo correto funcionamento da caldeira são a taxa de alimentação de combustível, a tiragem de ar forçado e tiragem de ar induzido. As principais variáveis ajustadas são a pressão do vapor, o nível de oxigênio dos gases de saída e a pressão da fornalha. Variações em quaisquer das três variáveis de entrada, simultaneamente ou não, podem influenciar em quaisquer das variáveis de saída, também simultaneamente ou não (Li; Wang, 2018).

A pressão da fornalha e o nível de água são variáveis que estão relacionadas à segurança da caldeira, já que podem causar implosão ou explosão do equipamento. O índice de economia é dado pelo nível de oxigênio na saída dos gases. Para garantir que a queima do combustível seja a mais completa possível, a quantidade de combustível injetado, de volume aplicado na tiragem de ar, a pressão da fornalha, a temperatura da fornalha e o nível de oxigênio devem ser controlados simultânea e precisamente (Zhou *et al.*, 2019).

A temperatura e pressão da água de alimentação estão relacionadas ao controle da pressão do vapor, ou seja, um melhor controle desta variável resultará em um fornecimento de vapor mais estável (Shaha, 2020), condição desejável para se garantir o correto funcionamento de máquinas a vapor.

O ar primário consiste no ar injetado sob a grelha da caldeira para alimentar a combustão. Este ar é aquecido no pré aquecedor de ar, que usa dos gases de exaustão para esta tarefa. A temperatura do ar primário pode relacionar-se a diversos fatores no que tange o funcionamento da caldeira, impactando principalmente na qualidade da combustão e na contenção de emissão de gases poluentes (Meng, 2020).

Cartas de controle por estatística T^2 de Hotelling

O controle estatístico do processo é uma ferramenta que mede e promove o controle da qualidade e oferece aos gestores das mais diversas indústrias o poder de tomar as decisões corretas para a melhor condução desses negócios (Oakland e Oakland, 2007).

As cartas de controle são ferramentas estatísticas utilizadas para demonstrar em que situação se encontra uma dada variável de processo, fazendo o registro da grandeza medida em uma linha do tempo. Essa medida deve ficar entre os limites de controle definidos, caso contrário, indicará uma situação atípica e potencialmente um problema no processo. As cartas de controle convencionais operam monitorando as variáveis independentemente, sem considerar suas correlações, diferentemente da carta de controle com estatística T^2 de Hotelling (Lowry; Montgomery, 1995).

Essa é uma carta de controle direcionalmente invariável, ou seja, uma mudança de direção no vetor submetido à estatística não é detectável nesta carta, apenas sua magnitude o é. Em situações regulares, em que não se tem um grande volume de amostras, essa carta monitora uma estatística com limites definidos em duas etapas, uma para a fase I, considerada aquela em que se toma uma parte de dados retrospectivos para obter-se um conjunto de observações, para então se definir o limite na fase II, porém, quando se tem um número muito grande de amostras preliminares, usa-se apenas um limite de controle para ambas as fases (Montgomery, 2009).

Controle estatístico em caldeiras

As plantas de geração de energia térmica são essenciais à disponibilização de energia no mundo. Essas plantas têm baixa eficiência, variando de 33% nos equipamentos antigos a 50% de eficiência nos mais novos, o que enseja a aplicação de muitas técnicas de melhoria neste processo, sendo a estatística uma ferramenta oportuna nessas situações (Chandrasekharan; Panda; Swaminathan, 2017).

Assim como muitos processos industriais modernos, em uma planta termelétrica, que tem como base de funcionamento uma caldeira, deve-se realizar o monitoramento e ter o controle de diversas variáveis, visando reduzir perdas, econômicas ou ambientais, e almejando atender às demandas governamentais, sociais e de mercado (Almeida; Cardoso; Park, 2012).

De forma geral, quando se fala em controle estatístico de processos, um processo está sob controle estatístico quando a variação de uma grandeza no gráfico é pequena, oscilando em torno do limiar do controle central. Esta variação se deve a causas aleatórias intrínsecas ao processo (Costa; Epprecht; Carpinetti, 2004). Apesar disso, existem muitas situações em que o monitoramento simultâneo de duas ou mais

características de qualidade que apresentam maior relação se faz necessário, de forma que seja possível observar se essas características podem ser enganosas (Montgomery, 2009).

A análise de dados individualmente em cartas de controle é a mais comumente utilizada, mas isso pode levar a alarmes falsos resultando em maiores erros (Henning *et al.*, 2014), pois adotando um nível de significância α , a probabilidade de acontecer um erro tipo I será $\alpha' = 1 - (1 - \alpha)^p$ e a probabilidade de todas as p médias plotarem simultaneamente dentro dos seus limites quando de fato o processo estiver sob controle será de $(1 - \alpha)^p$, ou seja, a distorção no monitoramento do processo aumenta com aumento no número de variáveis (Montgomery, 2009).

Por esse motivo, vários estudos que utilizaram processos de controle ou avaliação com estatística multivariada apresentaram resultados significativos (Sousa *et al.*, 2015), como por exemplo na detecção de vazamento, sendo este um dos principais causadores de paradas em caldeiras. Esses trabalhos permitiram identificar tais falhas pela combinação de análise de componentes principais, variáveis canônicas e análise discriminante de Fischer (Indrawan *et al.*, 2021). Essas análises também já foram usadas para identificação de causas de incrustação de cinzas em caldeira (Versteeg *et al.*, 2007).

Por fim, percebe-se que, apesar de complexo, é razoável e comum a aplicação de um controle estatístico multivariado em processos similares aos apresentados, considerando o relacionamento simultâneo entre as variáveis.

Caracterização pela análise física e química da biomassa

A análise das características da biomassa pode mostrar relações improváveis que levam a uma melhor condução do processo de produção de energia, além de auxiliar na estimativa do seu potencial energético e, portanto, econômico (Garcia *et al.*, 2019).

As análises físicas e químicas da biomassa (análise química imediata e elementar, principalmente) permitem conhecer o comportamento futuro daquele combustível (Dashti *et al.*, 2019).

Com as análises química imediata e elementar, por exemplo, as quais usam de técnicas relativamente simples, é possível obter previsões de parâmetros importantes na geração de energia, como poder calorífico superior

(Dashti *et al.*, 2019), e no transporte de combustíveis prensados, como a durabilidade mecânica (Gillespie *et al.*, 2013).

De acordo com Reinaldo *et al.* (2006), a composição química das cinzas pode demonstrar o potencial que uma biomassa tem de gerar problemas de caldeira, como, por exemplo, a formação de escória (*slag*) ou incrustação (*fouling*). A escória e a incrustação são o depósito de cinzas, tendo esta mudado de fase ou não, respectivamente, sendo que estas acontecem na seção convectiva da caldeira (superaquecedores e reaquecedores) e aquelas na seção radiativa (a fornalha).

Diversos estudos, tais como Harding e O'Connor (2007), indicam que a baixa qualidade do combustível causa incrustação, deposição e a corrosão diretamente e é a maior responsável pela deterioração dos tubos de vapor de caldeiras, seja por corrosão, de forma direta, ou danificação, indireta, quando são necessárias intervenções mecânicas para remoção das cinzas incrustadas nos tubos. Estas propriedades estão relacionadas aos principais problemas de interrupção e redução da potência das caldeiras.

Apesar de o excesso de cinzas ser nocivo aos sistemas da caldeira, suas características alcalinas permitem considerar o uso na agricultura, atuando como um corretor do pH do solo ou, ainda, como fonte de macro e micronutrientes (Elliott; Mahmood; Kamal, 2022).

De forma geral, a qualidade do combustível (capacidade de gerar energia, quantidade de resíduos e poluentes gerados na combustão) pode ser pressuposta observando suas características físicas e químicas, sendo algumas delas já bastante consolidadas como tais preditores.

CAPÍTULO 1

ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS E ESTATÍSTICA T² DE HOTELLING PARA AVALIAÇÃO DO COMPORTAMENTO DE UMA CALDEIRA MISTA A BIOMASSA SUBMETIDA A DIFERENTES COMBUSTÍVEIS

1.1 INTRODUÇÃO

Apesar de a queima da biomassa ser uma das formas mais antigas de se obter energia, o seu uso como alternativa aos combustíveis fósseis surge atualmente como uma opção interessante, mas ainda com muito espaço para estudos que permitam atingir maiores eficiências nesta conversão, uma vez que se trata de um combustível com muitas propriedades específicas (saidur *et al.*, 2011; karim *et al.*, 2020).

Por ser vista como uma energia mais limpa que a obtida por combustíveis fósseis, o uso da biomassa no meio industrial cresceu e espalhou-se rapidamente nos últimos anos, colocando-a em quarto lugar em uso no planeta, depois do petróleo, carvão e gás natural (Huang *et al.*, 2023).

Normalmente, no contexto exposto, a conversão de energia acontece em uma caldeira, equipamento que aquece água para geração de vapor, o qual é posteriormente utilizado nos mais diversos processos industriais, fornecendo calor ou convertendo-se em movimento (Kumar; Beohar, 2022).

O monitoramento das variáveis de uma caldeira para controle e tomada de decisões permite melhorar sua eficiência, seja econômica ou ambiental (Almeida; Cardoso; Park, 2012).

Em processos com muitas variáveis correlacionadas, a observação individual pode tornar deficiente a interpretação do seu comportamento (Montgomery, 2009).

A análise multivariada partindo da estrutura de variância-covariância permite extrair informações de conjuntos de dados levando em consideração as relações entre as variáveis que o compõem. Dentre as possíveis averiguações pela exploração dessa estrutura, está a análise de componentes principais (ACP ou PCA), sendo esta uma técnica estatística linear multivariada utilizada para reduzir as dimensões de um conjunto de dados, simplificando sua interpretação ou revelando relações difíceis de se observar quando avaliando diretamente os dados (Johnson; Wichern, 1992).

A análise estatística multivariada cresceu paralelamente à facilidade de acesso à computação eletrônica de dados, por isso, hoje, essa análise é frequente no estudo de sistemas que geram grande volume de dados e possibilidade de interação entre várias variáveis (Campos, 2019).

De acordo com Jolliffe (2002), o processo consiste em transformar um conjunto de variáveis correlacionadas em outro conjunto de variáveis, chamadas de componentes principais (CP's, Dimensões ou, ainda, do inglês, PC's). Este conjunto é obtido pela decomposição espectral da matriz de variâncias-covariâncias, que retornará os autovalores (refletindo a variação dos dados) e autovetores (indicando a direção em que variam) desta matriz. A partir dessas informações, as componentes são ordenadas da maior para a menor variabilidade, de forma que as primeiras componentes serão as que “carregam” mais informações do conjunto de dados, tendo como objetivo eliminar as componentes que têm pouca variabilidade, reduzindo a quantidade de dimensões a serem observadas.

Esta técnica permite investigar as correlações das variáveis entre si e com as amostras do conjunto de dados, explicitando, em determinados casos, as relações que fazem uma condição experimental diferente da outra, tudo isso levando em consideração a variabilidade dos dados representada pelas componentes geradas.

Uma outra vertente da análise multivariada explora o campo inferencial, no qual a estatística T² de Hotelling se insere. Essa técnica também é comumente utilizada em cartas de controle estatístico de processos multivariados. De forma resumida, este método cria um índice, a partir de um vetor amostrado de médias ou de leitura individual, que deve se manter abaixo de um limite de controle definido com base em seu número de amostras n , de variáveis p e de um quartil associado a uma distribuição de probabilidade (Sousa *et al.*, 2015).

Em caldeiras, diversas grandezas compõem a avaliação do seu funcionamento. É necessário um controle minucioso das variáveis, a fim de aumentar rendimento e evitar situações inesperadas que apresentam riscos para operação. Além disso, o combustível utilizado pode gerar diferentes comportamentos no equipamento, a depender de sua composição físico-química e as características dos seus resíduos gerados (Wienese, 2001).

Basicamente, o sistema de controle da combustão tem como variáveis de controle a tiragem de ar e o fornecimento de combustível, e, como variáveis ajustadas a pressão do vapor, o nível de oxigênio na chaminé e a pressão da fornalha.

A correta interpretação dos dados poderá garantir maior eficiência do processo, levando o funcionamento do equipamento para parâmetros o mais próximo possível do ideal (Wang *et al.*, 2014).

Dessa forma, esta pesquisa visa criar uma ferramenta de análise de dados de caldeira por meio do uso da análise de componentes principais e estatística T^2 de Hotelling, combinadas (destacando no gráfico de escores da PCA os pontos em que a estatística T^2 de Hotelling indica uma situação fora de controle), nas variáveis de processo de uma caldeira mista para permitir melhor observar e interpretar o seu desempenho quando submetida a diferentes combustíveis, buscando entender melhor e aprimorar o processo de queima.

1.2 MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi viabilizado pelo Laboratório Agroflorestral de Biomassa e Bioenergia (LABB) da Faculdade de Ciências Agrônômicas, localizado em Botucatu-SP, integrante do Instituto de Pesquisas em Bioenergia (IPBEN) da UNESP. Os dados utilizados para análise foram fornecidos por uma empresa que produz painéis de madeira reconstituída na mesma região, e que dispõe da caldeira usada nesta pesquisa.

O equipamento do estudo é uma caldeira mista de grelha rotativa, fabricada pela marca Bremer, modelo Tecnotherm. Essa caldeira tem a capacidade de gerar vapor saturado ou superaquecido até 350°C, com pressão de trabalho que varia de 10 a 23 kgf.cm⁻² e capacidade de fornecimento de vapor de 5 a 40 t.h⁻¹ (Bremer, 2023).

1.2.1 Amostragem e tratamento dos dados do processo

A amostragem dos dados de processo, registrados pelo supervisor da caldeira, aconteceu a cada 30 segundos, resultando em um vetor composto pelas variáveis descritas no Quadro 1.

Quadro 1 – Variáveis do processo

	Variáveis da caldeira	Siglas
1	Pressão interna dos gases da fornalha	pf
2	Pressão do vapor	pv
3	Nível da água nos tubos e gerador de vapor	na
4	Nível do oxigênio na fornalha	no
5	Vazão de Vapor	vv
6	Temperatura do vapor	tv
7	Temperatura antes do pré-ar	tapre
8	Temperatura depois do pré-ar	tdpre
9	Pressão da água de alimentação da caldeira	pa
10	Temperatura da fornalha	tf
11	Temperatura da água de alimentação da caldeira	ta
12	Vazão da água de alimentação	va
13	Temperatura do ar primário	tap

Dois tipos de combustíveis foram utilizados neste estudo, sendo um composto exclusivamente por cavaco de eucalipto (C1) e outro composto por uma mistura contendo 40% de cavaco de eucalipto e 60% de casca de eucalipto (C2).

As coletas aconteceram por três dias com cada combustível, resultando em um $n = 8640$ amostras e $p = 13$ variáveis para cada biomassa.

1.2.2 Análise estatística

Os procedimentos estatísticos empregados foram realizados utilizando a versão 4.2.2 do software R Core Team (2022).

Em seguida, aplicou-se nos vetores amostrados a estatística T^2 de Hotelling para amostras individuais (Montgomery, 2009), utilizando a Equação 1.

$$T_i^2 = (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^t \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \quad (1)$$

Em que,

T_i^2 – Valor da estatística na i -ésima observação amostrada

\mathbf{x}_i – Vetor da i -ésima observação amostrada (conjunto de dados correspondente a uma leitura simultânea das p variáveis)

$\bar{\mathbf{x}}$ – Vetor de médias do conjunto de dados

\mathbf{S}^{-1} – Inversa da matriz de variâncias-covariâncias

A estatística T^2 de Hotelling é normalmente utilizada em cartas de controle multivariadas que descrevem graficamente o comportamento do processo ao longo do tempo, na qual a estatística é representada por pontos que devem permanecer abaixo de um limite calculado, que garantirá um número de falsos positivos (pontos indicados como fora de controle, mas que não se encontram nessa condição) que corresponde a uma probabilidade α . Neste estudo, não se usou cartas de controle. Diferentemente do convencional, o limite descrito foi utilizado para dar destaque aos pontos fora de controle no mapa de escores da PCA.

A estatística T^2 de Hotelling assume apenas valores positivos, pela própria natureza do cálculo realizado para sua determinação, e qualquer afastamento de qualquer das variáveis em relação à sua média causará uma variação positiva na estatística, assim, não existe um cálculo para limite de controle inferior, como se vê no caso univariado, pois seu valor mínimo será sempre zero. A Equação 2 traz o limite de controle superior, o qual é baseado na distribuição beta, como sugerido por Tracy, Young e Mason (1992) para amostras individuais. O alfa adotado foi de 0,0027, o que resulta em um nível de confiança de 99,73%, valor usual em cartas univariadas. Normalmente, o limite de controle é definido em duas fases, porém, quando diante de um grande número de amostras, a diferença entre as duas situações torna-se irrelevante (Montgomery, 2009), motivo pelo qual adotou-se apenas uma fase neste estudo.

$$UCL = \frac{(n - 1)^2}{n} \cdot \beta_{\alpha, g1, g2} \quad (2)$$

Em que,

UCL – Limite de controle superior

n – número de amostras

$\beta_{\alpha, g1, g2}$ – Quartil da distribuição de probabilidade beta, com nível de significância α e graus de liberdade $g1$ e $g2$

$g1 = p/2$ – Graus de liberdade no numerador, sendo p o número de variáveis

$g2 = (n - p - 1)/2$ – Graus de liberdade no denominador, sendo p o número de variáveis

A fim de se reduzir o espaço paramétrico, foi empregada a técnica de análise de componentes principais (PCA). Inicialmente os dados foram padronizados, aplicando-se a Equação 3, para eliminar a influência da diferença de dimensão dos dados causada pelas diferentes unidades de medidas que são usadas no processo.

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (3)$$

Em que,

y_{ij} –	Valor padronizado da j-ésima variável na i-ésima amostra, com $j = , \dots, 13$ e $i = 1, \dots, 8640$
x_{ij} –	Valor não padronizado da j-ésima variável na i-ésima amostra
μ_j –	Valor médio da j-ésima variável
σ_j –	Desvio padrão da j-ésima variável

A PCA foi realizada a partir dos dados padronizados. Assim, dado um vetor aleatório $\mathbf{Y} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_p)^t$, com vetor média $\boldsymbol{\mu}^t = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)$ e matriz de variâncias-covariâncias $\boldsymbol{\Sigma}$, a k-ésima componente principal será a combinação linear descrita na Equação 4. A variação de cada componente corresponderá aos autovalores λ_k , com $k = 1, \dots, p$, obtidos da decomposição espectral de $\boldsymbol{\Sigma}$, sendo que a primeira componente explica a maior parte da variabilidade total dos dados, a segunda componente explica a segunda maior variabilidade e assim sucessivamente. Uma componente não será correlacionada à componente anterior, ou seja, são ortogonais entre si.

$$\mathbf{Z}_k = \boldsymbol{\alpha}_k^t(\mathbf{Y}) \quad (4)$$

Em que,

\mathbf{Z}_k –	k-ésima combinação linear, ou componente
$\boldsymbol{\alpha}_k$ –	k-ésimo autovetor obtido da decomposição espectral da matriz de covariância $\boldsymbol{\Sigma}$
\mathbf{Y} –	Vetor aleatório

Existem várias técnicas para a escolha da quantidade ideal de componentes a serem usadas para representação do conjunto original de dados (HARROU *et al.*, 2013). Neste estudo foi utilizado como base o gráfico de cotovelo (*screeplot*) para determinação da quantidade de componentes a serem consideradas na análise, sendo a quantidade ideal aquela em que acontece uma flexão abrupta (“cotovelo”) da linha que descreve as variações representadas, flexão esta que pode ser determinada de forma relativamente subjetiva (Zhu e Ghodsi, 2006).

Neste estudo, uma vertente avaliou a relação de cada combustível com as variáveis plotando ambos no mesmo gráfico de escores. Em seguida, cada combustível foi plotado em um gráfico, destacando-se os pontos que extrapolam o limite de controle superior na estatística T^2 de Hotelling, em que se analisou a relação de cada variável com essa estatística.

1.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

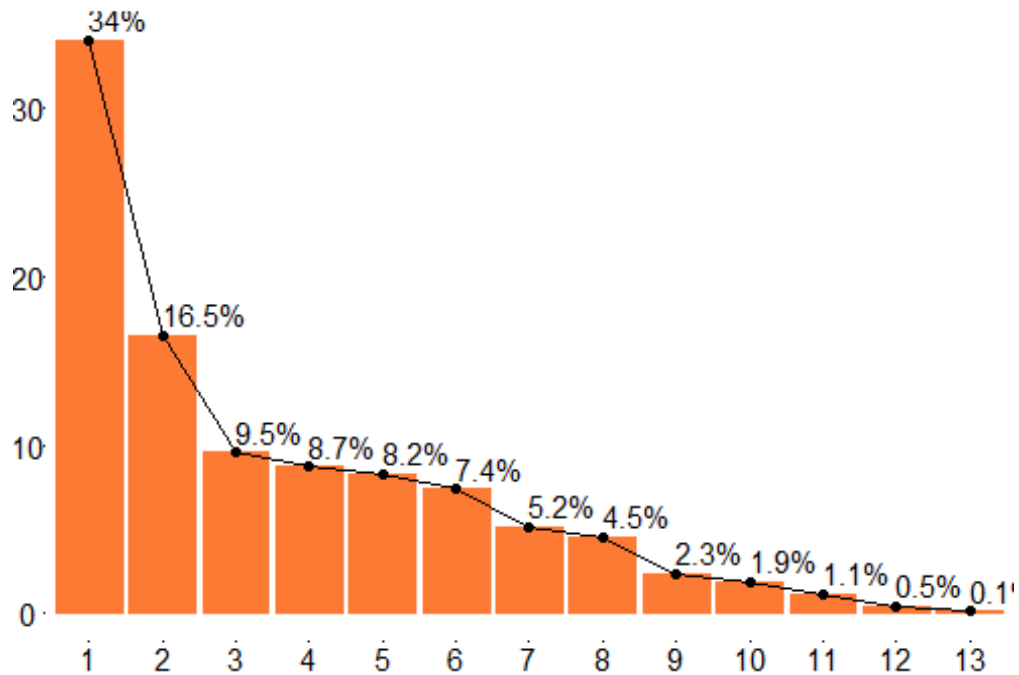
Para caracterização dos dados, foi realizada uma análise descritiva, conforme Tabela 1.

Tabela 1. Análise descritiva das variáveis do processo de queima

Variável	Média	Desvio Padrão	Coefficiente de Variação (%)
pf (mmca)	-6,12	2,26	36,93
pv (kgf·cm ⁻²)	21,82	0,49	2,25
na (%)	45,21	1,97	4,44
no (%)	7,16	1,22	16,8
vv (ton·h ⁻¹)	22,88	4,18	18,27
tv (°C)	212,34	1,24	0,58
tapre (°C)	245,79	6,43	2,62
tdpre (°C)	180,29	6,54	3,63
pa (kgf·cm ⁻²)	30,83	0,78	2,53
tf (°C)	707,84	42,13	5,95
ta (°C)	142,55	6,06	4,25
va (m ³ ·h ⁻¹)	23,5	4,97	21,15
tap (°C)	180,15	6,72	3,73

A princípio foi realizada uma PCA nos dados sem distinção entre combustíveis, de onde se obteve o *screeplot*, mostrado na Figura 1.

Figura 1 - Variação explicada pelas componentes para ambos os combustíveis



A maior flexão da curva (cotovelo) aconteceu com três componentes que representam 60 % da variação dos dados, entretanto, optou-se por utilizar quatro componentes, aumentando a variação explicada para 68,7%.

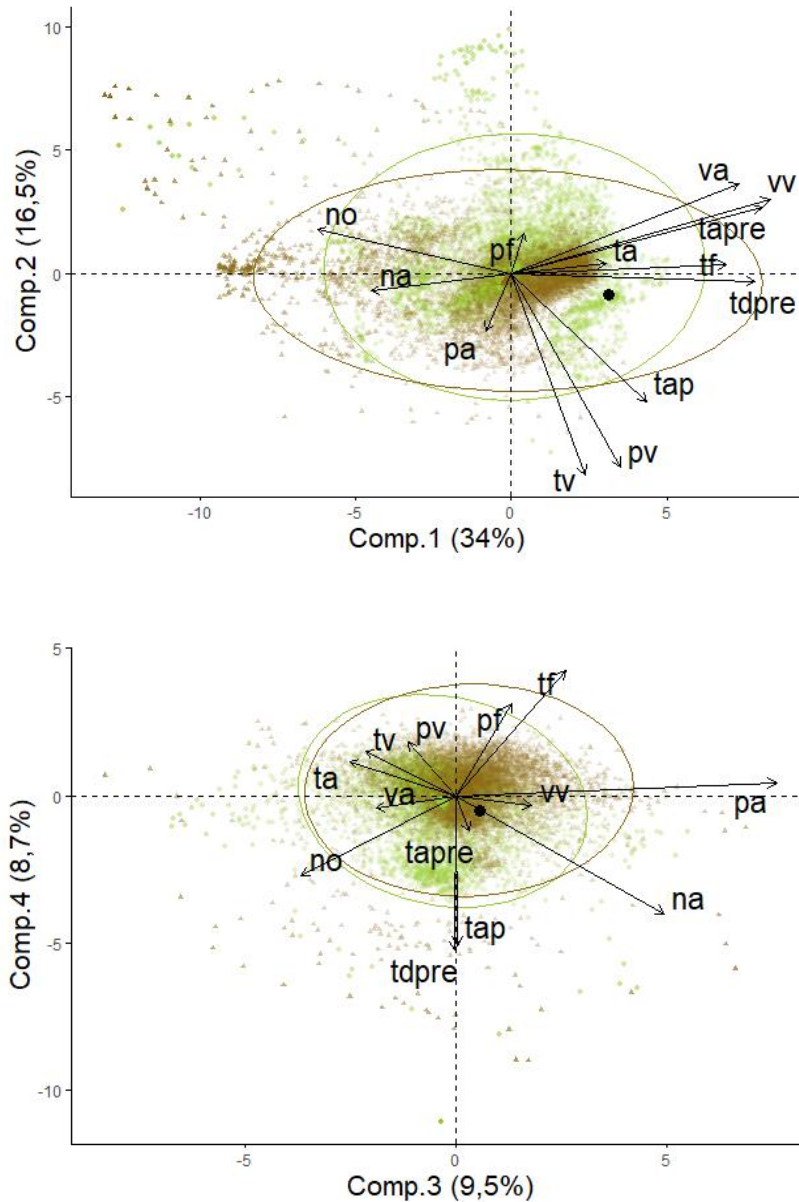
A decomposição espectral pode ser vista na Tabela 2.

Tabela 2. Autovalores e autovetores da matriz de variância-covariância obtida pela avaliação de ambos os combustíveis

Variável	Comp. 1	Comp. 2	Comp. 3	Comp. 4
	Autovetores			
pf	0,010	0,056	0,056	0,139
pv	0,119	-0,381	-0,069	0,116
na	-0,201	-0,045	0,400	-0,339
no	-0,292	0,120	-0,310	-0,240
vv	0,401	0,207	0,156	-0,029
tv	0,121	-0,594	-0,197	0,145
tapre	0,490	0,235	0,037	-0,138
tdpre	0,510	-0,030	-0,003	-0,643
pa	-0,074	-0,299	1,240	0,073
tf	0,692	0,056	0,471	0,802
ta	0,394	0,077	-0,592	0,283
va	1,487	1,060	-0,691	-0,167
tap	1,693	-2,898	0,034	-3,730
	Autovalores			
	4,42	2,15	1,24	1,13
	Explicação acumulada (%)			
	33,98	50,50	60,04	68,7

Na Figura 2 os gráficos de escores mostram o comportamento dos dois combustíveis, que se distinguem pela cor e forma dos marcadores.

Figura 2 – Gráfico de escores e elipses de concentração (0,9973) de ambos os combustíveis



◆ C1
 ▲ C2

Em que: **pf** – pressão da fornalha, **pv** – pressão do vapor, **na** – nível da água, **no** – nível do oxigênio, **vv** – vazão do vapor, **tv** – Temperatura do vapor, **tapre** – temperatura antes do pré – ar, **tdpre** – temperatura depois do pré – ar, **pa** – pressão da água, **tf** – temperatura da fornalha, **ta** – temperatura da água, **va** – vazão da água, **tap** – temperatura do ar primário

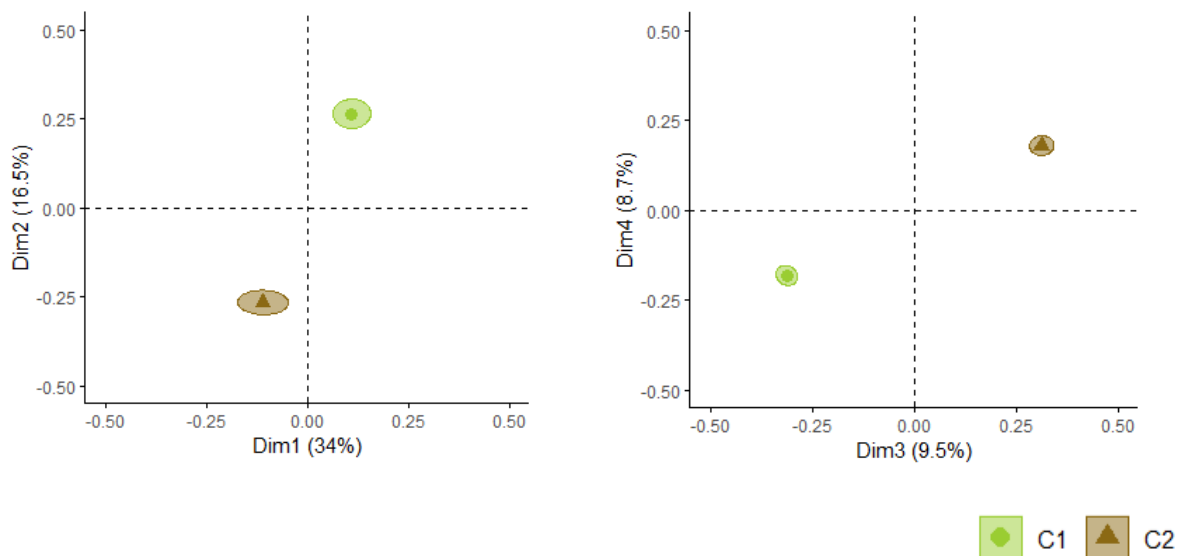
Os combustíveis comportam-se de forma parecida, não sendo possível observar uma distinção considerável entre as elipses de concentração (0,9973) ou

mesmo entre os seus centroides, que estão próximos da origem em ambos os gráficos. Ainda assim, percebe-se que o combustível C2 tem maior variação que o C1 na direção da primeira componente, enquanto os pontos relacionados ao combustível C2 apresentam uma maior expansão no sentido da segunda.

Dessa forma, olhando-se para essas componentes, pode-se verificar a formação de alguns grupos de variáveis que se relacionam de forma diferente com os diferentes combustíveis. O combustível C1 tem maior relação com as variáveis *pv* e *tv*, que apresentaram valores mais baixos em relação aos pontos que mais se afastam da origem, enquanto o combustível C2 tem, nas mesmas condições, maior relação com a variação de *na*, *no*, *va*, *vv*, *tapre*, *ta*, *tf* e *tdpre*.

Foram criadas elipses de confiança considerando-se distribuição normal e nível de significância de 0,05 para se comparar as médias dos escores dos combustíveis, conforme Figura 3.

Figura 3 - Elipses de confiança (0,95)



As elipses de confiança da Figura 3 mostram que, apesar de as médias se encontrarem próximas, do ponto de vista multivariado e observando as primeiras quatro componentes, as variáveis têm comportamento diferente quando no uso dos diferentes combustíveis, uma vez que as projeções dos limites das elipses não se interceptam em nenhum dos eixos.

Na Tabela 3 encontram-se os testes t aplicados aos escores da PCA.

Tabela 3. Testes t e médias dos escores

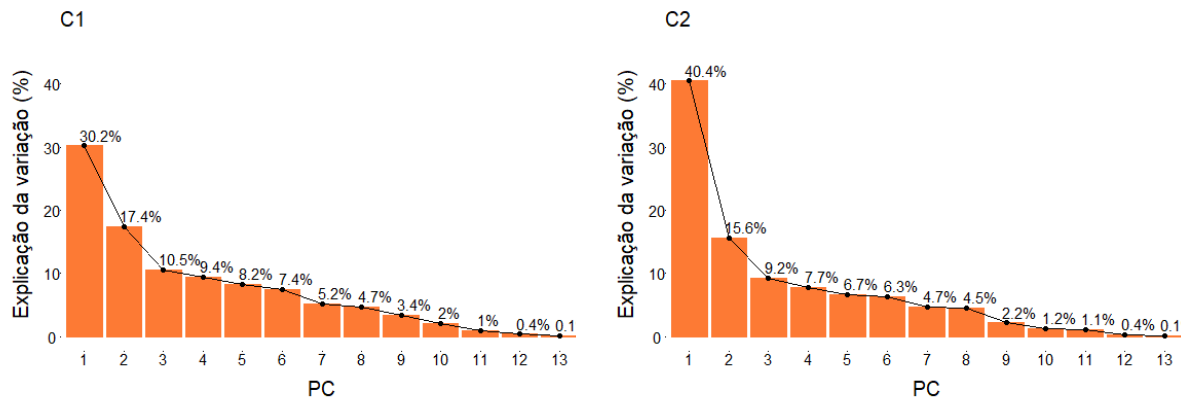
Tratamento	PC1	PC2	PC3	PC4
C1	0,11 (1,78)	0,26 (1,56)	-0,31 (0,99)	-0,18 (1,05)
C2	- 0,11 (2,38)	-0,26 (1,31)	0,31 (1,13)	0,18 (1,05)
Teste t	p<0,001	p<0,001	p<0,001	p<0,001

p – valor significativo ao nível de 0,05. Desvio padrão entre parênteses

Pode-se observar na Tabela 1 que em todas as componentes os combustíveis diferiram entre si, confirmando de forma quantitativa o que se observa na Figura 3. Além das diferenças entre médias, também se nota uma maior dispersão dos escores pelo desvio padrão do C2 na PC1 (33% maior) e PC3 (14% maior), e menor na PC2 (19% menor).

Os combustíveis também foram analisados separadamente e, para visualização da variabilidade explicada pelas componentes em cada um deles, também foram criados dois gráficos *screeplot* separados, vistos na Figura 4.

Figura 4 - Variação explicada pelas componentes para os combustíveis C1 e C2 separados.



Em que: **pf** – pressão da fornalha, **pv** – pressão do vapor, **na** – nível da água, **no** – nível do oxigênio, **vv** – vazão do vapor, **tv** – Temperatura do vapor, **tapre** – temperatura antes do pré – ar, **tdpre** – temperatura depois do pré – ar, **pa** – pressão da água, **tf** – temperatura da fornalha, **ta** – temperatura da água, **va** – vazão da água, **tap** – temperatura do ar primário

Em ambas as situações a maior flexão da curva (cotovelo) aconteceu com três componentes que representam 58,1% no caso do combustível C1 e 65,2% no caso do combustível C2, entretanto, assim como na análise dos dados em conjunto, serão utilizadas 4 componentes, duas em cada gráfico de dispersão, para as análises

que se seguem, aumentando a variação explicada para 67,5% e 72,9% para os combustíveis C1 e C2 respectivamente. A decomposição espectral encontra-se na Tabela 4.

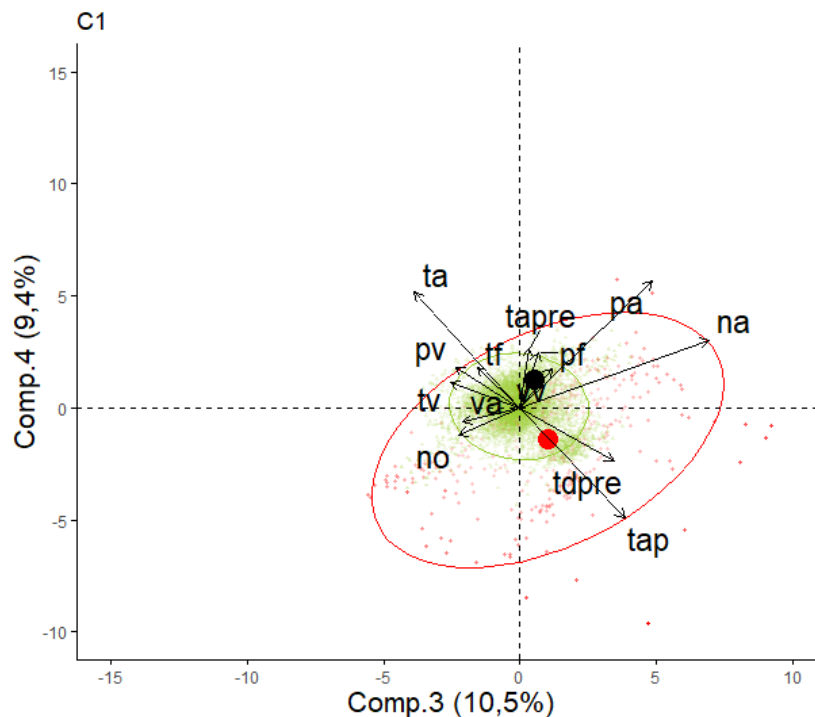
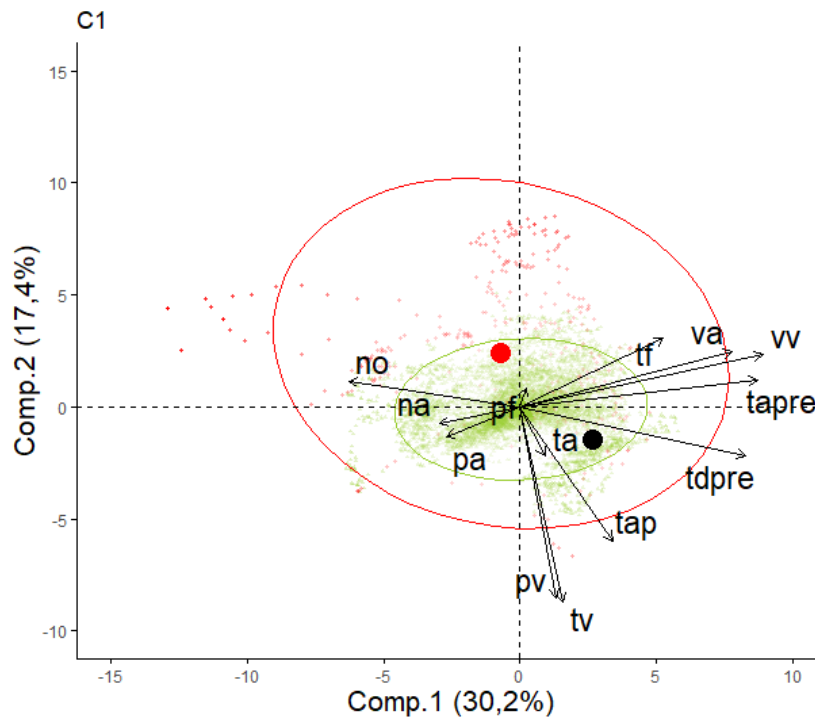
Tabela 4. Autovalores e autovetores da decomposição espectral da matriz de variâncias-covariâncias obtida pela avaliação de cada combustível

Variável	Comp.1	Comp.2	Comp.3	Comp.4	Comp.1	Comp.2	Comp.3	Comp.4
	Autovetores – C1				Autovetores – C2			
pf	0,005	0,029	0,029	0,113	0,009	0,078	0,064	0,371
pv	0,046	-0,381	-0,133	0,109	0,167	-0,350	-0,011	0,115
na	-0,135	-0,041	0,503	0,234	-0,211	-0,035	0,495	-0,135
no	-0,301	0,071	-0,172	-0,100	-0,304	0,089	-0,060	-0,110
vv	0,440	0,152	0,095	0,153	0,362	0,268	0,129	0,016
tv	0,082	-0,597	-0,219	0,105	0,137	-0,641	-0,180	0,224
tapre	0,542	0,099	0,033	0,289	0,457	0,293	0,149	-0,074
tdpre	0,553	-0,188	0,371	-0,271	0,484	0,012	0,114	-0,339
pa	-0,251	-0,133	0,616	0,76	0,046	-0,290	1,435	-0,014
tf	0,539	0,399	-0,259	0,317	0,745	0,006	0,096	0,384
ta	0,121	-0,412	-0,913	1,292	0,513	0,362	0,286	0,038
va	1,619	0,759	-0,804	-0,244	1,335	1,399	-0,732	-0,524
tap	1,351	-3,254	2,630	-3,574	1,914	-3,266	0,251	-2,410
	Autovalores – C1				Autovalores – C2			
	3,923	2,266	1,366	1,217	5,257	2,027	1,195	1,004
	Explicação acumulada (%)				Explicação acumulada (%)			
	30,20	47,64	58,16	67,53	40,40	55,98	65,16	72,88

O combustível C2 resumiu melhor a variabilidade dos dados, provavelmente pelo fato de sua heterogeneidade apresentar maiores variações no processo, maximizando no gráfico de escores a representação da relevância das variáveis mais importantes (que têm maior variabilidade) de serem observadas na redução de dimensões da PCA e, conseqüentemente, maximizando os autovalores das primeiras componentes.

Foi criado um gráfico de escores para cada combustível avaliado, destacando as amostras que se encontravam fora de controle, ou seja, que extrapolaram o limite de controle superior definido para a estatística T^2 de Hotelling, mostrados nas Figuras 5 e 6.

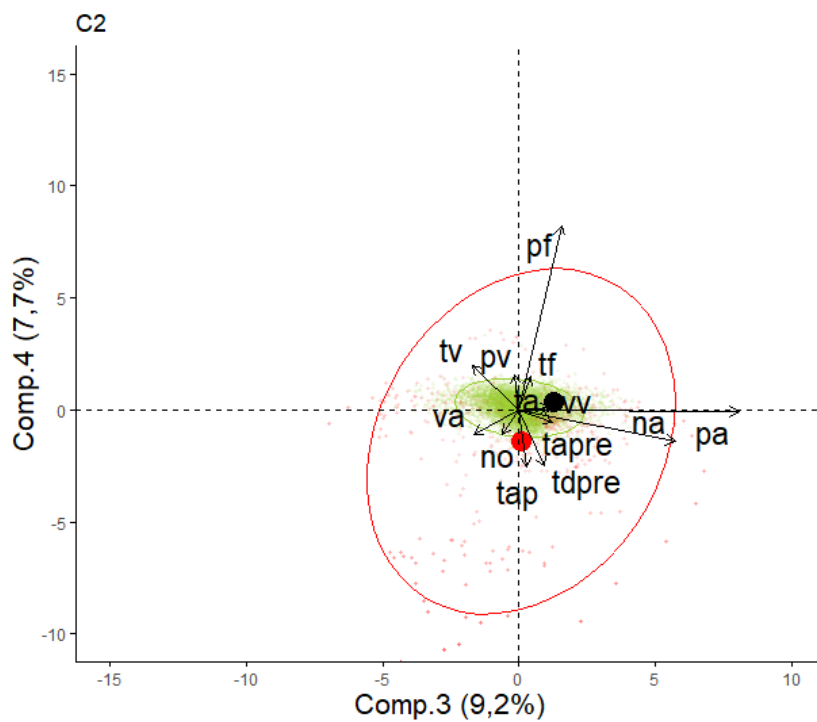
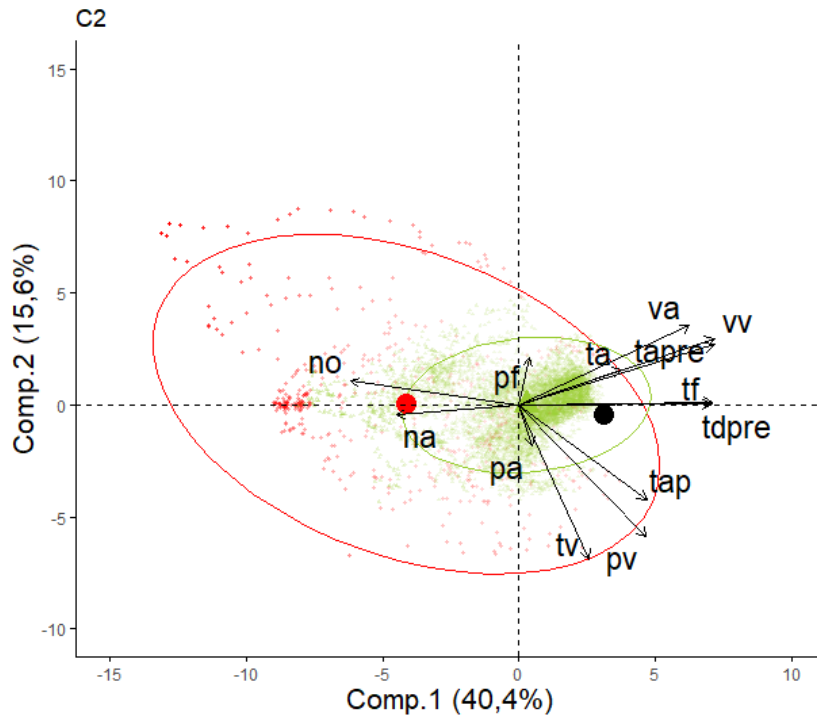
Figura 5 - Elipses de concentração (0,9973) e gráficos de escores destacando amostras fora de controle – Combustível C1



● Fora de controle
 ▲ Sob controle

Em que: **pf** – pressão da fornalha, **pv** – pressão do vapor, **na** – nível da água, **no** – nível do oxigênio, **vv** – vazão do vapor, **tv** – Temperatura do vapor, **tapre** – temperatura antes do pré – ar, **tdpre** – temperatura depois do pré – ar, **pa** – pressão da água, **tf** – temperatura da fornalha, **ta** – temperatura da água, **va** – vazão da água, **tap** – temperatura do ar primário

Figura 6 - Elipses de concentração (0,9973) e gráficos de escores destacando amostras fora de controle – Combustível C2



● Fora de controle
 ▲ Sob controle

Em que: **pf** – pressão da fornalha, **pv** – pressão do vapor, **na** – nível da água, **no** – nível do oxigênio, **vv** – vazão do vapor, **tv** – Temperatura do vapor, **tapre** – temperatura antes do pré – ar, **tdpre** – temperatura depois do pré – ar, **pa** – pressão da água, **tf** – temperatura da fornalha, **ta** – temperatura da água, **va** – vazão da água, **tap** – temperatura do ar primário

Os círculos vermelhos representam as amostras que têm estatística T^2 de Hotelling acima do limite de controle.

Sabe-se que os pontos que se afastam dos demais denotam um comportamento diferente, motivo pelo qual estes concentram boa parte das situações tidas como fora de controle pela estatística T^2 de Hotelling. Essa estatística pode correlacionar-se com a eficiência da caldeira (Wang *et al.*, 2014). Dessa forma, uma maior dispersão dos pontos no uso do C2, denotando uma maior variabilidade dos dados para esse combustível, podem estar relacionados a uma menor eficiência.

Embora, de forma geral, não seja totalmente clara a distribuição de pontos ou de variáveis, é possível perceber um comportamento parecido nos combustíveis utilizados com relação à concentração de pontos extrapolados nas regiões do segundo quadrante quando se observa as duas primeiras componentes, e uma distribuição também similar dos vetores representantes das variáveis.

Sabe-se que a eficiência térmica de uma caldeira diminui com o aumento do nível de oxigênio no gás de combustão (LI; Wang, 2018) e que o controle do nível da água é crítico para garantia da segurança e operação adequada (Rajkumar; Ramaa Priyaa; Gobi, 2013). Isto posto, é razoável atentar-se para estas variáveis (na e no) que, olhando-se para a primeira e segunda componentes da PCA realizada para o combustível C1, apontam para uma concentração de pontos extrapolados na estatística T^2 de Hotelling, denotando uma relação entre o alto valor destas variáveis e a saída de controle do sistema.

Ainda observando o mesmo par de componentes, a pressão da fornalha (pf), variável diretamente relacionada à segurança da operação (Tanwar e Tanwar, 2010), aponta na direção inversa e com afastamento intenso dos pontos extrapolados na estatística T^2 de Hotelling que mais se distanciam da origem quando usado o combustível C2, mostrando baixo valor de pf na ocasião da amostragem desses pontos.

Em todos os casos, observando a primeira e segunda componentes, pv e tv estabelecem alta relação entre si e apontaram na direção oposta aos centroides dos pontos fora de controle, indicando baixo valor destas variáveis quando da saída de controle.

Principalmente quando observando a terceira e quarta componentes, duas variáveis relacionadas à gestão da água no processo (na e pa) possuem vetores

longos na direção de maior dispersão dos dados, evidenciando a relação destes com a variabilidade das amostras.

1.4 CONCLUSÕES

Embora o comportamento dos combustíveis seja similar, o combustível C2 apresenta dispersão maior que C1, e, portanto, maior variabilidade dos dados.

Também os autovalores apresentados nas PCA's executadas para os combustíveis separadamente confirmam essa diferença na variação dos dados.

A variabilidade dos dados do combustível C1 está mais relacionada às variáveis p_v e t_v , enquanto as variáveis n_a , n_o , v_a , v_v , $tapre$, ta , tf e $tdpre$ têm maior variabilidade quando no uso do combustível C2.

Há uma relação intensa dos baixos valores de p_v e t_v com grande parte das saídas de controle do processo de ambos os combustíveis, assim como fica evidente um alto valor de n_a e n_o para essa mesma situação.

Em ambos os combustíveis, variáveis relacionadas à gestão da água no processo apresentam uma relação com a variação dos dados e consequente extrapolação da estatística T^2 de Hotelling.

De forma geral, pode-se dizer que o combustível C2 apresentou mais instabilidade no processo, e processos estáveis tendem a ser mais eficientes, entretanto, no caso em questão, o uso do combustível C2 pode ser justificado mesmo com a constatação desta maior instabilidade, já que este combustível é composto por casca, que é um resíduo do processo, ou seja, a menor qualidade do combustível é compensada ao se atribuir utilidade ao resíduo que seria descartado, e, por vezes, até geraria custo nesse descarte.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, G. M.; CARDOSO, M.; PARK, S. W. Detecting an abnormality in a recovery boiler using dynamic multivariate data analysis with parallel coordinate plots. **Appita Journal**, v. 65, n. 1, p. 76-78, 2012.
- BREMER. **Catálogo**. 2022. Disponível em: <<https://www.bremer.com.br/produtos>> Acesso em: 3 mar. 2022.
- CAMPOS, L. P. Curva de resposta na manobra de cálculo em animais induzidos à estenose aórtica. 2019. Tese (Doutorado) em Biometria. Universidade Estadual Paulista (Unesp), Botucatu.
- HARROU, F. *et al.* Statistical fault detection using PCA-based GLR hypothesis testing. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 26, n. 1, p. 129–139, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2012.10.003>.
- HUANG, H. *et al.* Biomass briquette fuel, boiler types and pollutant emissions of industrial biomass boiler: A review. **Particuology**, v. 77, p. 79–90, 2023. DOI: 10.1016/j.partic.2022.08.016.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 6 Ed, New Jersey, Prentice Hall, 1992.
- JOLLIFFE, I. T. **Principal component analysis for special types of data**. 2 Ed. Nova York, Springer, 2002.
- KARIM, M. R. *et al.* CFD simulation of biomass thermal conversion under air/oxy-fuel conditions in a reciprocating grate boiler. **Renewable Energy**, v. 146, p. 1416–1428, 2020. DOI: 10.1016/j.renene.2019.07.068.
- KUMAR, A.; BEOHAR, G. A review on "bagasse direct combustion in boiler furnace at different parameters. **International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science**, v. 4, n. 5, p. 2582–5208, 2022.
- LI, S.; WANG, Y. Performance Assessment of a Boiler Combustion Process Control System Based on a Data-Driven Approach. **Processes**, v. 6, n. 200, p. 1-35, 2018. DOI: <https://doi.org/10.3390/pr6100200>.
- MONTGOMERY, D. **Introduction to Statistical Quality Control**. 6 Ed, Arizona, John Wiley & Sons Inc, 2009.
- R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. 2023. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>
- RAJKUMAR, T.; RAMAA PRIYAA, V. M.; GOBI, K. Boiler drum level control by using wide open control with three element control system. **Abhinav International Monthly Refereed Journal of Research In Management & Technology**, v. 4, n. 5,

p. 204-210, 2013.

SAIDUR, R. *et al.* A review on biomass as a fuel for boilers. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 15, n. 5, 2011.

SOUSA, B. M. *et al.* Multivariate statistical process control of boiler and turbine-generator units of a Thermoelectric Power Plant with multiple operating set points. **International Conference on Industrial Technology 2015, Seville, Spain**, p. 1907-1913, 2015. DOI: 10.1109/ICIT.2015.7125375.

TANWAR, P; TANWAR, B. S. Boiler furnace pressure excursion and set points. **International Journal of Computer Applications**. v. 1, n. 12, p. 14-16, 2010.

TRACY, N. D.; YOUNG, J. C.; MASON, R. L. Multivariate Control Charts for Individual Observations. **Journal of Quality Technology**, v. 24, n. 2, p. 88–95, 1992. DOI: 10.1080/00224065.1992.12015232.

WANG, W. *et al.* Modeling and Application of Principal Component Analysis in Industrial Boiler. **Conference: International Symposium on Neural Networks**, p. 395–404, 2014. DOI: 10.1007/978-3-319-12436-0_44.

WIENESE, A. Boilers, boiler fuel and boiler efficiency. **Proc. S. Afr. Sug. Technol. Ass**, v. 75, p. 275- 282, 2001.

ZHU, M.; GHODSI, A. Automatic dimensionality selection from the scree plot via the use of profile likelihood. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 51, n. 2, p. 918–930, 2006.

CAPÍTULO 2

APLICAÇÃO DE CARTAS DE CONTROLE T² DE HOTELLING PARA CONTROLE ESTATÍSTICO DE UMA CALDEIRA MISTA A BIOMASSA

2.1 INTRODUÇÃO

A queima de um material é a forma mais primitiva, intuitiva e direta de se gerar energia pela biomassa, sendo ainda um dos meios usados para a cocção de alimentos por aproximadamente um terço da população mundial (WHO, 2022).

No meio industrial não é diferente, sendo a geração de calor pela queima de combustíveis uma das formas mais comuns de se gerar energia (Sriram; Shahidehpour, 2005) e, complementarmente, o uso desta energia térmica para geração de vapor é a forma mais comum de se controlar, transportar e utilizar esta energia em uma planta fabril (Zhong *et al.*, 2023).

Atualmente, com a forte pressão por uma mudança nas matrizes energéticas em direção à menor emissão de poluentes, a bioenergia tornou-se objeto de interesse de gestores públicos e pesquisadores, dando origem a vários projetos de pesquisas relacionadas a tal tema (Costa; Tarelho; Sobrinho, 2019).

O uso da biomassa agrícola e florestal como fonte de energia tem crescido nos últimos anos, principalmente em países cuja economia é baseada na produção de *commodities*, os quais sempre geraram muito resíduo na colheita e processamento de material lignocelulósico que, até pouco tempo, não era aproveitado como forma de energia (Algieri *et al.*, 2019).

Devido a este fato, os resíduos agrícolas e florestais antes deixados no campo ou descartados pelos processos industriais, hoje são usados como fonte de energia, e fazem do, até então, problema criado com o descarte destes resíduos, uma solução, que tem retorno econômico gerando energia renovável em substituição aos combustíveis fósseis (Boro *et al.*, 2022).

De forma análoga a alguns setores agrícolas como o sucroalcooleiro-energético, que usam e até exportam a energia excedente de suas caldeiras, queimando grandes montantes de resíduos originados no campo, o setor florestal também usa biomassa como combustível, porém operando com menores quantidades de material residual, o que obriga estas empresas a comprarem o insumo de fornecedores externos ou até

a queimar parte da madeira que seria utilizada no seu processo para produzir um material mais nobre (Souza *et al.*, 2021).

Tal cenário faz ainda mais necessária a busca por uma operação eficaz dessas caldeiras. Processos industriais estáveis tendem a gerar menos manutenção e maiores retornos econômicos, contexto que enseja o uso de cartas de controle estatístico para identificação de situações em que a caldeira estaria operando fora das suas condições comuns (Sousa *et al.*, 2015).

As cartas de controle estatístico univariadas são usadas nas situações em que se deseja observar as variáveis de forma independente, porém, quando se tem um processo com muitas variáveis inter-relacionadas, essas cartas têm seu erro aumentado, o que faz oportuno o uso das cartas de controle multivariadas (Wichern; Johnson, 2007).

A carta de controle T^2 de Hotelling é uma ferramenta interessante para processos em que se tem muitas variáveis, principalmente se essas estão correlacionadas, já que essa carta leva em consideração não apenas o quanto uma variável se afasta do seu valor médio, mas também o quanto as correlações são respeitadas durante o processo (Henning *et al.*, 2014).

Um inconveniente desta carta é o fato de a estatística T^2 de Hotelling indicar que algo está fora de controle, mas não indicar a variável exata responsável, o que torna complexa a identificação do problema gerador dessa saída de controle. Sabendo a contribuição de cada variável nos eventos de saída de controle, é possível identificar as falhas que são recorrentes no processo, levando o foco do operador para aquelas situações em específico (Souza; Rigão, 2005).

Várias técnicas de identificação das variáveis responsáveis por uma situação de saída de controle do processo foram propostas, sendo muitas delas efetivas em cada situação particular, porém, muitas vezes tendo uma interpretação complexa. Uma tratativa clara e objetiva decompõe a estatística T^2 de Hotelling em componentes que refletem a contribuição de cada variável pela diferença entre o valor da estatística T^2 de Hotelling com o vetor de variáveis completo, subtraído da estatística T^2 de Hotelling que se obtém excluindo do vetor a variável cuja contribuição se quer identificar (Montgomery, 2009).

Diante deste contexto, este estudo propõe a aplicação de uma carta de controle multivariada com estatística T^2 de Hotelling para determinação das principais variáveis que influenciam na saída de controle do processo de uma caldeira a

biomassa, considerando as relações entre variáveis de difícil compreensão pela simples observação do operador, devido ao grande número de variáveis do processo.

2.2 MATERIAL E MÉTODOS

2.2.1 Local e condições de execução da pesquisa

O estudo foi viabilizado pelo Laboratório Agroflorestral de Biomassa e Bioenergia (LABB) da Faculdade de Ciências Agronômicas, Botucatu, SP, integrante do Instituto de Pesquisas em Bioenergia (IPBEN) da UNESP, e os dados da caldeira de geração de vapor, bem como os materiais lignocelulósicos avaliados, foram obtidos em uma empresa fabricante de painéis de madeira reconstituída na região de Botucatu-SP.

2.2.2 Amostragem e caracterização do combustível

Foram utilizados dados referentes à queima de dois tipos de combustíveis, sendo um composto apenas por cavaco de eucalipto (eucalipto particulado) e o outro composto por uma mistura de 40% de cavaco de eucalipto e 60% de casca de eucalipto. Para simplificação, o combustível composto por 100% de cavaco de eucalipto foi denominado C1, e o combustível que contém a mistura foi denominado C2.

A unidade amostral para caracterização dos combustíveis usados foi dividida de maneira temporal, tendo sido coletada uma amostra composta do material de aproximadamente 40 L de volume em cada um dos três dias de avaliação dedicados a cada um dos combustíveis, as quais foram retiradas de pontos aleatórios da pilha de cavaco e homogeneizadas em laboratório antes da análise.

Cada dia de coleta dos dados do supervisório da caldeira foi considerado como o intervalo de 24 horas que se iniciava às 10h de um dia até as 9h59 do dia seguinte.

Os combustíveis foram caracterizados no LABB/IPBEN por meio das análises descritas no Quadro 1, de acordo com as respectivas normas.

Quadro 1 – Análises realizadas para caracterização dos combustíveis

Análise	Método
Umidade base úmida	ABNT NBR 14929 (2017)
Material volátil	ASTM E872-82 (2006)
Granulometria	PREN 15149-1 (2010)
Densidade aparente a granel	ABNT NBR 14984 (2003)
Cinzas	ASTM D11 02-84 (2007)
Carbono fixo	ASTM E870-82 (2006)

As massas totais de cinzas geradas, de vapor produzido e de biomassa consumida pela caldeira foram medidas diariamente, durante as 24 horas de operação, a fim de caracterizar os combustíveis utilizados e comparar estes com os resultados das análises executadas na biomassa antes da queima.

2.2.3 Amostragem e tratamento dos dados de processo

A pesquisa foi realizada em uma caldeira mista de grelha rotativa refrigerada, que gera vapor saturado ou superaquecido até 350°C, com pressão de trabalho variando de 10 a 23 kgf.cm⁻² e capacidade de fornecimento de vapor de 5 a 40 t.h⁻¹, da marca Bremer, modelo Tecnotherm (Bremer, 2022).

A amostragem dos dados de processo, registrados pelo supervisório da caldeira, aconteceu a cada 30 segundos, resultando em um vetor composto pelas variáveis descritas no Quadro 2.

Quadro 2 - Dados de processo da caldeira

	Variáveis da caldeira	Siglas
1	Pressão interna dos gases da fornalha	pf
2	Pressão do vapor	pv
3	Nível da água nos tubos e gerador de vapor	na
4	Nível do oxigênio na fornalha	no
5	Vazão de Vapor	vv
6	Temperatura do vapor	tv
7	Temperatura antes do pré-ar	tapre
8	Temperatura depois do pré-ar	tdpre
9	Pressão da água de alimentação da caldeira	pa
10	Temperatura da fornalha	tf
11	Temperatura da água de alimentação da caldeira	ta
12	Vazão da água de alimentação	va
13	Temperatura do ar primário	tap

2.2.4 Análise estatística

Os procedimentos estatísticos aplicados foram executados no *software* R Core Team (Team, 2022) versão 4.2.2.

Para melhor entendimento das interações entre as variáveis, foram criados mapas de correlação de Pearson representando as associações lineares entre as variáveis numérica e graficamente, considerando um nível de significância de 5%.

Os cálculos usados na criação da carta de controle com estatística T^2 de Hotelling deste estudo foram feitos de acordo com o proposto por Montgomery (2009).

É comum estabelecer os limites de controle em duas etapas ao se trabalhar com cartas de controle multivariadas baseadas na estatística T^2 de Hotelling. Na primeira etapa, utiliza-se cartas de controle para avaliar a estabilidade do processo, ou seja, verificar se o processo está sob controle quando os n grupos preliminares são representados graficamente, e a estatística da amostra (média e matriz de variância-covariância) é calculada. O objetivo principal da fase I é obter um conjunto de observações em estado de controle, para que os limites possam ser estabelecidos para a fase II. A fase II, por sua vez, concentra-se na monitorização de dados futuros. (Montgomery, 2009).

Em cartas de controle com estatística T^2 de Hotelling, só existe limite de controle superior devido ao fato de a estatística sempre ter um incremento quando acontece qualquer tipo de variação em relação à média, sendo zero o seu valor mínimo possível (situação na qual as variáveis teriam valores iguais às suas médias).

Por haver um número grande de amostras, foi calculado apenas um limite de controle, o da fase I, já que é insignificante a diferença entre a fase I e II nestes casos (Montgomery, 2009).

Neste estudo, como as mudanças no processo ocorreram rapidamente, buscou-se avaliar as variações em pequenos intervalos de tempo, adotando a observação individual (subgrupo com tamanho $n = 1$) e utilizou-se a Equação 1 para o cálculo do limite superior, baseada na distribuição beta (β), como sugerido por Mason, Tracy e Young (1992), para esses casos. O valor de α adotado foi de 0,0027.

$$UCL = \frac{(n - 1)^2}{n} \cdot \beta_{\alpha, g1, g2} \quad (1)$$

Em que,

UCL – Limite de controle superior

n – número de amostras

$\beta_{\alpha, g1, g2}$ – Quartil da distribuição de probabilidade beta, com nível de significância α e graus de liberdade $g1$ e $g2$

$g1 = p/2$ – Graus de liberdade no numerador, sendo p o número de variáveis

$g2 = (n - p - 1)/2$ – Graus de liberdade no denominador, sendo p o número de variáveis

Neste caso, usando observações individuais, a estatística T^2 de Hotelling é dada pela Equação 2.

$$T_i^2 = (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^t \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \quad (2)$$

Em que,

T_i^2 – Valor da estatística na i -ésima observação amostrada

\mathbf{x}_i – Vetor da i -ésima observação amostrada (conjunto de dados correspondente a uma leitura simultânea das p variáveis)

$\bar{\mathbf{x}}$ – Vetor de médias do conjunto de dados

\mathbf{S}^{-1} – Inversa da matriz de variâncias-covariâncias

A contribuição de cada variável na estatística T^2 de Hotelling pode ser obtida pela Equação 3 (Runger; Alt; Montgomery, 1996).

$$d_{ij} = T_i^2 - T_{ij}^2 \quad (3)$$

Em que,

d_{ij} – Índice de contribuição da j-ésima variável com a estatística T^2 de Hotelling, na i-ésima observação

T_i^2 – Estatística T^2 de Hotelling do vetor com todas as p variáveis na i-ésima observação

T_{ij}^2 – Estatística T^2 de Hotelling do vetor com todas as p variáveis, exceto a j-ésima variável, na i-ésima observação

O valor de d_{ij} definido como o limite que denota uma grande contribuição da variável na saída de controle do processo corresponde ao valor de $\chi^2_{\alpha,1}$ (qui - quadrado com um grau de liberdade no nível de significância escolhido) (Montgomery, 2009).

As variáveis foram padronizadas aplicando-se a Equação 4, para melhor visualização de suas variações e relações nos gráficos gerados.

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (4)$$

Em que,

y_{ij} – Valor padronizado da j-ésima variável na i-ésima amostra

x_{ij} – Valor não padronizado da j-ésima variável na i-ésima amostra

μ_j – Valor médio da j-ésima variável

σ_j – Desvio padrão da j-ésima variável

Para calcular a contribuição das variáveis e a fim de evidenciar aquelas que mais participaram da saída de controle do processo, foi adotada a Equação 5, na sequência:

$$P_j = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{d_{ij}}{\sum_{j=1}^p d_{ij}}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p \frac{d_{ij}}{\sum_{j=1}^p d_{ij}}} \cdot 100 \quad (5)$$

Em que,

- d_{ij} – Contribuição da j-ésima variável na i-ésima amostra do combustível analisado
- P_j – Contribuição da j-ésima variável na saída de controle do combustível analisado (%)
- n – Número de amostras do combustível analisado
- p – Número de variáveis

Usando o pacote plotly (Sievert, 2020), foram criadas cartas de controle interativas para cada dia de operação da caldeira. Essas ferramentas permitiram melhor exploração dos dados por possibilitar ajuste de escala e de posicionamento das informações de forma intuitiva e prática, e por trazerem várias outras informações além da estatística T^2 de Hotelling, como a contribuição de cada variável na estatística, o valor das variáveis, coeficiente de variação e diferença em relação à média, usando de recursos gráficos e numéricos.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A caracterização dos combustíveis utilizados, feita tanto pela amostragem do material na pilha antes da queima, quanto pela contabilização do total de vapor, são mostradas na Tabela 1.

Tabela 1 – Caracterização dos combustíveis a partir de análises das propriedades físicas e químicas

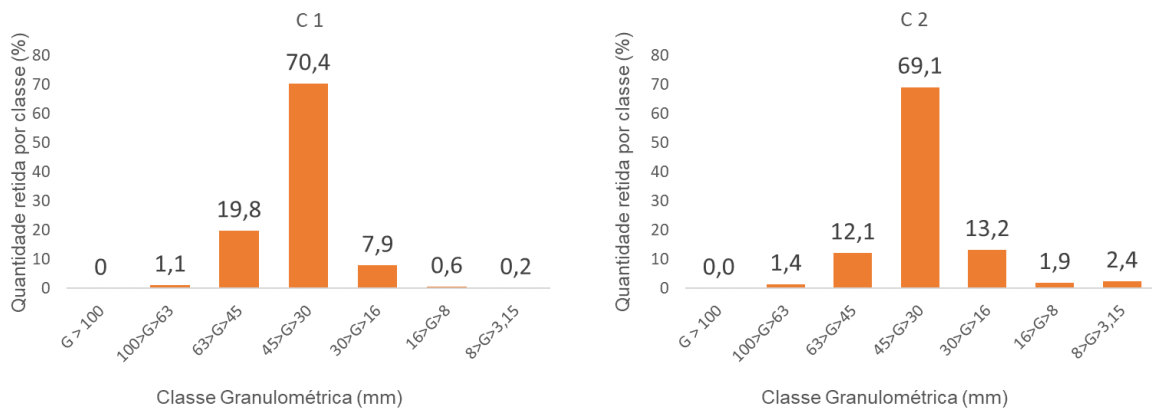
Biomassa	Amostragem na pilha de cavacos					Totalizador da caldeira				
	UBU %	CZ %	MV %	CF %	DA kg.m ⁻³	V Mg	B Mg	CZ kg	CZ %	V/B
100% Cavaco (C1)	35,7 (1,2)	0,7 (0,3)	84,5 (1,2)	14,9 (1,2)	183,3 (12,6)	552 (15,3)	142,3 (7,4)	720 (86,4)	0,5 (0,1)	3,9 (0,1)
40% Cavaco e 60% casca (C2)	35,9 (2,9)	2,1 (1,1)	83,8 (1,9)	14,2 (1,7)	138,9 (25,1)	546,3 (20,9)	139,3 (14,5)	4073,3 (498,4)	2,9 (0,1)	4 (0,3)
p-valor (Teste t)	0,89	0,12	0,50	0,25	0,03	0,77	0,81	<0,01	<0,01	0,78

Em que: UBU – Umidade em base úmida, CZ – Cinzas, MV – Materiais voláteis, CF – Carbono fixo, DA – Densidade aparente a granel, V – Vapor produzido, B – Biomassa consumida, V/B – relação vapor produzido/biomassa consumida. Valores referentes a médias de 3 amostras
p – valor significativo ao nível de 0,05. Desvio padrão entre parênteses

No que tange as caracterizações da amostragem na pilha de cavacos, fatores como umidade em base úmida, materiais voláteis e carbono fixo apresentaram uma diferença mínima entre os tipos de biomassa. O mesmo pode ser observado no vapor produzido, biomassa consumida e relação vapor produzido/biomassa consumida do totalizador da caldeira. Apesar disso, nota-se uma diferença estatisticamente significativa entre os teores de cinzas dos combustíveis (teor contabilizado no totalizador depois da queima), com C2 apresentando resultados superiores. Sobre a densidade aparente a granel, o combustível C1 apresentou resultados superiores, com diferença estatística ao nível de significância adotado. Apesar de haver uma grande diferença na média dos valores de cinzas medidas em laboratório, esta não foi significativa estatisticamente, provavelmente por haver poucas amostras e grande variação entre os valores das análises.

A Figura 1 retrata a granulometria dos combustíveis utilizados, que foi obtida utilizando-se a técnica especificada no Quadro 1.

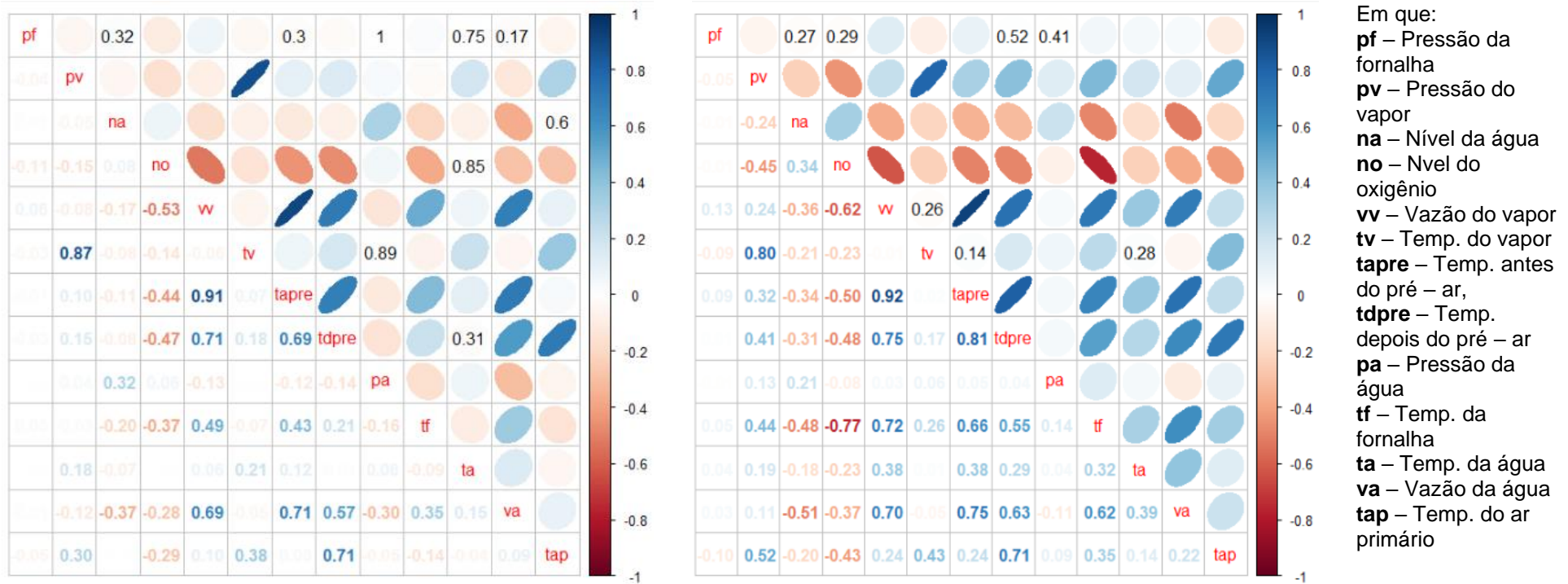
Figura 1 – Caracterização granulométrica dos combustíveis utilizados



É possível observar a semelhança entre os combustíveis C1 e C2, sendo a classe predominante em ambos a de 45 mm a 30 mm, com pouca variação também para as demais. A similaridade diminui a variação nas condições do experimento com relação à granulometria, que pode influenciar o comportamento da queima (Caposciutti *et al.*, 2020).

A Figura 2 traz as correlações entre as variáveis, com inversas em tons de vermelho e diretas em tons de azul. Na parte superior, as elipses com maior excentricidade representam pares de variáveis mais correlacionadas e os números mostram os valores - p que superaram o nível de significância (definido como 5%), indicando correlações não significativas e elipses mais próximas de um círculo. Na parte inferior dos mapas, as correlações são apresentadas numericamente, sendo diretas as representadas por números positivos e inversas as representadas por números negativos. Em todo o mapa, correlações maiores têm cores mais intensas.

Figura 2 - Matriz de correlação de Pearson das variáveis da caldeira



C1

C2

A partir da análise realizada, é possível perceber que são semelhantes as matrizes de correlação de C1 e C2, apesar de as correlações serem maiores no combustível C2, de forma geral.

Esta semelhança foi considerada para se criar a carta de controle usando-se uma matriz de variância-covariância comum, obtida a partir dos dados de ambos os combustíveis, de forma que a matriz corresponda ao comportamento da caldeira, e não de cada combustível. Isso fez com que a estatística T^2 de Hotelling calculada representasse melhor a diferença de comportamento entre os combustíveis ao se criar critérios iguais para sua determinação.

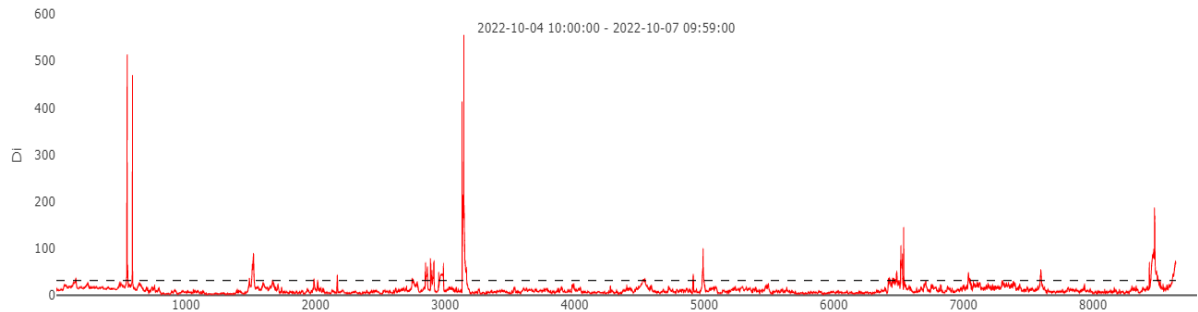
Com relação à análise dos dados obtidos pela estatística T^2 de Hotelling, o limite superior calculado para a carta de controle ficou definido em 31,58. O limite estabelecido para caracterizar o d_{ij} como grande contribuinte para a saída de controle da estatística T^2 de Hotelling foi de 8,99. Esse limite deve ser o quartil da distribuição qui-quadrado com um grau de liberdade (Runger; Alt; Montgomery, 1996) e, neste caso, com alfa (α) escolhido de 0,0027.

Após a aplicação da estatística T^2 de Hotelling, foram contabilizadas as situações em que o controle foi ultrapassado. No período em que foi usado o combustível C2, foram observadas 532 amostras em que a estatística T^2 encontrava-se acima do limite de controle superior, o que corresponde a 3,07% do total. Já para o combustível composto 100% de cavaco de eucalipto, este número foi de 358 amostras, correspondendo a 2,07% do total. A diferença absoluta entre C2 e C1 foi de 174 pontos fora do controle, 48% maior em C2 com relação a C1, portanto.

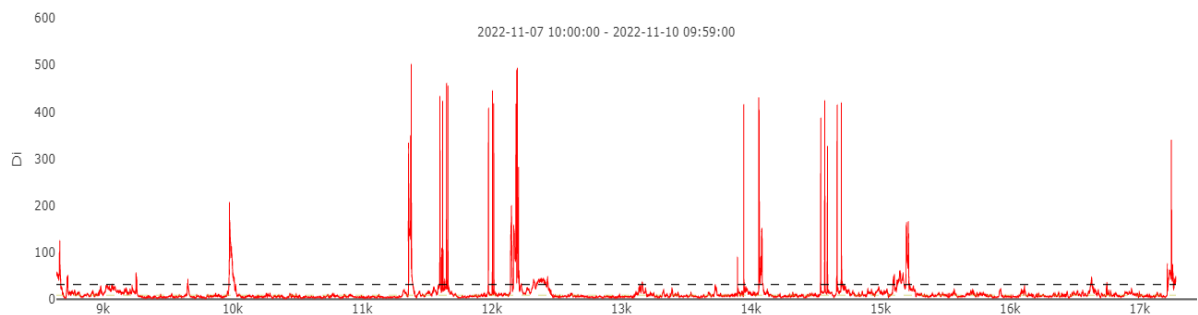
Pode-se observar na Figura 3 que há uma instabilidade maior no combustível C2 apontada pelo maior número de pontos fora de controle (que ultrapassam o limite de controle definido pela linha tracejada) da estatística T^2 de Hotelling.

Figura 3 – Estatísticas T^2 de Hotelling para cada dia de coleta

C1



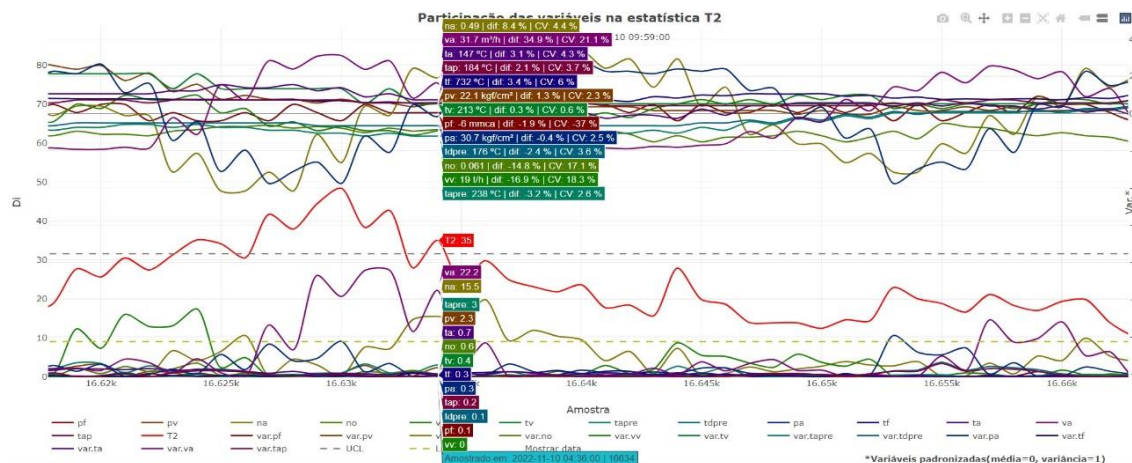
C2



A Figura 4 é um exemplo de recorte de um gráfico criado neste estudo, sendo essa uma ferramenta para apresentar os dados em uma carta de controle de forma clara, intuitiva e altamente informativa, que consiste em um gráfico interativo construído em linguagem R e convertido para a linguagem HTML. Desta forma foi possível reunir no mesmo plano cartesiano e compartilhar, no seu eixo horizontal (tempo), linhas que representam, cada uma delas, separadamente: a própria estatística T^2 de Hotelling, a contribuição de cada variável, as próprias variáveis (padronizadas e em eixo vertical secundário, para permitir uma melhor observação do comportamento relativo destas).

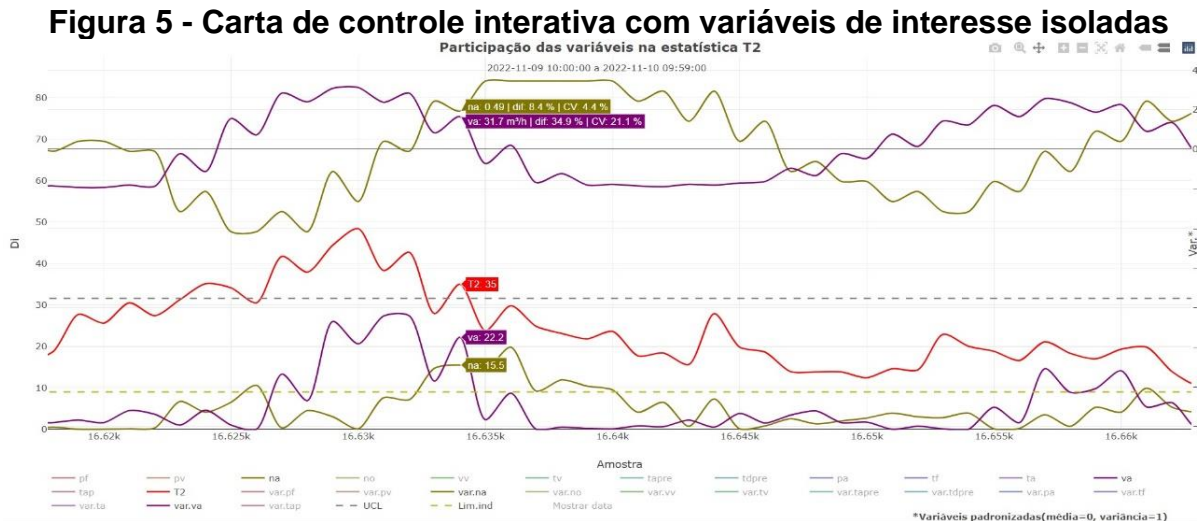
Além dos itens já citados, foi incluído no gráfico um recurso que mostra um balão flutuante, o qual acompanha as linhas que o representam, com os valores em sua unidade original (não padronizados), a diferença entre o valor medido na amostragem e sua média, e seu coeficiente de variação. O mesmo recurso também mostra as contribuições das variáveis numericamente.

Figura 4- Carta de controle interativa



Em que: **pf** – pressão da fornalha, **pv** – pressão do vapor, **na** – nível da água, **no** – nível do oxigênio, **vv** – vazão do vapor, **tv** – Temperatura do vapor, **tapre** – temperatura antes do pré – ar, **tdpre** – temperatura depois do pré – ar, **pa** – pressão da água, **tf** – temperatura da fornalha, **ta** – temperatura da água, **va** – vazão da água, **tap** – temperatura do ar primário

Foi possível identificar pontos em que a saída de controle está relacionada ao não respeito à correlação estabelecida entre as variáveis, como na amostra destacada na Figura 4 (com todo o vetor de variáveis) e na Figura 5 (com as variáveis *na* e *va* isoladas), referente ao combustível C2, em que *na* e *va* atingem valores de d_{ij} que os caracterizam como grandes participantes na saída de controle e criam um ponto extrapolado, mesmo estes não estando fora dos limites definidos em cartas univariadas que considerassem os usuais três desvios padrões como limite de controle.



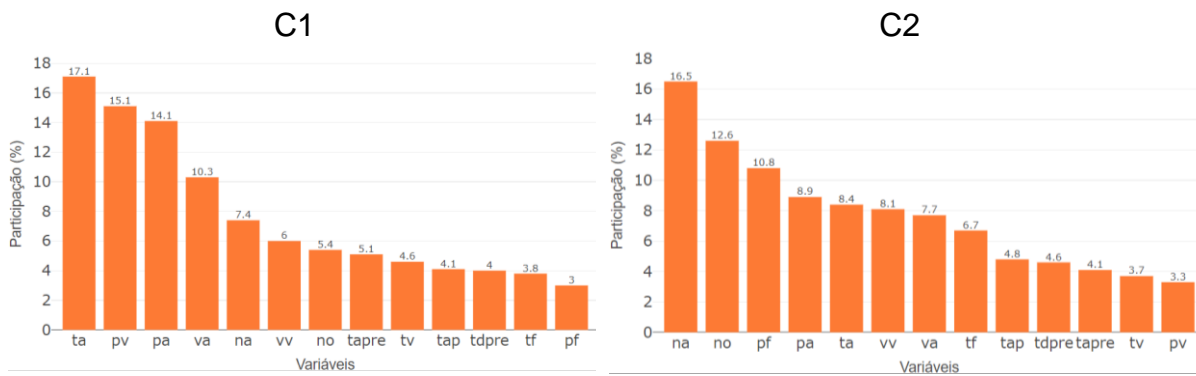
Ainda na Figura 5 observa-se que, nos pontos seguintes e anteriores ao evidenciado, ambas as variáveis atingem valores iguais aos que atingiram na saída de controle, porém respeitando sua correlação (-0,51) e mantendo-se sob controle, ou seja, para a vazão da água estar alta, é preciso que o nível da água esteja baixo. Do contrário, tem-se uma situação atípica que extrapola a estatística, como aconteceu na amostra em questão.

Também se nota que, apesar do baixo índice numérico da correlação, o comportamento das linhas (em dimensões padronizadas) mostra a correlação inversa das variáveis.

Nesta análise, é importante lembrar que a amostragem é discretizada (coletada a cada 30 segundos, e não continuamente) e, portanto, apesar de as variáveis serem representadas por uma linha, o valor da amostra encontra-se nas flexões dessas linhas, não devendo ser consideradas as interpolações quando se quer fazer interpretações desses resultados.

A contribuição das variáveis, obtida dos d_{ij} calculados pela equação 3 nas situações em que a estatística T^2 de Hotelling foi extrapolada, é mostrada na Figura 6.

Figura 6 - Contribuição das variáveis a partir dos d_i 's calculados



Em que: **pf** – pressão da fornalha, **pv** – pressão do vapor, **na** – nível da água, **no** – nível do oxigênio, **vv** – vazão do vapor, **tv** – Temperatura do vapor, **tapre** – temperatura antes do pré – ar, **tdpre** – temperatura depois do pré – ar, **pa** – pressão da água, **tf** – temperatura da fornalha, **ta** – temperatura da água, **va** – vazão da água, **tap** – temperatura do ar primário

O combustível C1 teve maior distinção entre as variáveis na contribuição destas na saída de controle do processo, enquanto o combustível C2 teve uma contribuição mais uniforme das variáveis, tendo este variado de 3,3% a 16,5% e aquele tendo variado de 3% a 17,1%, ou seja, usando o combustível C1 é mais fácil individualizar as causas das saídas de controle, enquanto no uso do combustível C2 houve maior distribuição na contribuição destas variáveis, o que também denota maior instabilidade no processo todo quando no uso deste combustível.

Neste estudo, a *pf* foi a variável que menos influenciou na saída de controle do processo quando na queima do combustível C1, enquanto no combustível C2 a *pf* foi a terceira maior participante.

O nível de oxigênio (*no*), variável relacionada à qualidade da queima do combustível, também apresentou diferença relevante entre os combustíveis, saltando de 5,4% no C1 para 12,6% no C2.

A *pf* constitui um parâmetro importante, estando relacionada ao risco de explosão ou implosão, e por isso deve ser constantemente monitorado (Tanwar; Tanwar, 2010). Além disso, a pressão da fornalha (*pf*) também está relacionada à eficiência térmica da caldeira e à emissão de CO₂ (Lee, 2012), o que sugere que o combustível C2 pode ter desempenho inferior nesses quesitos.

A casca é um material com características heterogêneas (Lyubov et al 2020), assim, a composição da biomassa, incluindo o poder calorífico e o teor de água, pode ter um impacto na combustão do forno e, em última análise, afetar a carga térmica, a produção de vapor e a temperatura da fornalha (*pf*). Em casos em que essa variação

é grande (combustíveis heterogêneos), métodos convencionais de PI, PD e outros métodos de controle causarão grandes flutuações na pressão da fornalha (Wei *et al.*, 2023).

O controle do nível e pressão da água em uma caldeira são muito importantes e estão associados à segurança e bom funcionamento do equipamento (Rajkumar; Priyaa; Gobi, 2013; Wienese, 2001). Nesse experimento, *pa*, *ta*, *va* e *na*, que estão relacionadas à gestão da água usada no processo, tiveram participação importante em ambos os combustíveis, e somadas correspondem a 48,9% de contribuição no combustível C1 e 41,5% no combustível C2.

2.4 CONCLUSÕES

Quanto ao teor de cinzas presente no combustível C2 (40% de cavaco e 60% de casca de eucalipto), tanto o obtido pela análise de laboratório feita no material antes da queima quanto o observado nas pesagens do descarte de cinzas da caldeira após a queima, foi muito superior ao identificado no C1 (100% cavaco de eucalipto).

A diferença de densidade aparente a granel observada no combustível C1 foi consideravelmente superior à medida no C2.

As correlações das variáveis observadas foram significativas em sua grande maioria, o que reforça a conveniência do uso da carta de controle estatístico multivariada.

O gráfico interativo criado para identificação dos pontos fora de controle e da contribuição das variáveis resultou em uma poderosa ferramenta de análise visual dos dados, que pode mostrar para o operador o momento em que alguma anomalia acontece no processo em situações não perceptíveis sem uma ferramenta estatística, principalmente pelo grande número de variáveis a serem monitoradas.

O número de pontos que extrapolaram o limite superior definido para a estatística T^2 de Hotelling foi maior quando usado o combustível C2, característica que fica mais evidente quando observadas as cartas de controle, nas quais se pode ver uma maior instabilidade com o uso dessa biomassa.

A contribuição das variáveis para a extrapolação da estatística T^2 de Hotelling na carta de controle evidenciou quais variáveis foram mais influenciadas pelo

combustível usado, podendo orientar para a tomada de decisões na gestão da caldeira.

REFERÊNCIAS

- ABNT. NBR 14929: Determinação do Teor de Umidade de Cavacos - Método por Secagem em Estufa. Rio de Janeiro: ABNT, 2017.
- ABNT. NBR 14984: Madeira – Determinação da densidade aparente de cavacos. Rio de Janeiro: ABNT, 2003.
- ALGIERI, A. *et al.* The potential of agricultural residues for energy production in Calabria (Southern Italy). **Renewable and sustainable energy reviews**, v. 104, p. 1-14, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.01.001>.
- ALMEIDA, G. M.; CARDOSO, M.; PARK, S. W. Detecting an abnormality in a recovery boiler using dynamic multivariate data analysis with parallel coordinate plots. **Appita Journal**, v. 65, n. 1, p. 76-78, 2012.
- AMERICAN SOCIETY FOR TESTING MATERIAL. D1102: Standard Test Method for ash in wood. Philadelphia: ASTM, 2007.
- AMERICAN SOCIETY FOR TESTING MATERIAL. E870: Standard Test Method for analysis of fuels. Philadelphia: ASTM, 2006.
- AMERICAN SOCIETY FOR TESTING MATERIAL. E872: Standard Test Method Volatile Matter in the Analysis of Particulate Wood Fuels. Philadelphia: ASTM, 2006.
- BORO, M. *et al.* Strategies involved in biofuel production from agro-based lignocellulose biomass. **Environmental Technology & Innovation**, v. 28, n. 102679, p. 1-28, 2022. DOI: [10.1016/j.eti.2022.102679](https://doi.org/10.1016/j.eti.2022.102679).
- BREMER. **Catálogo**. 2022. Disponível em: <<https://www.bremer.com.br/produtos>> Acesso em: 3 mar. 2022.
- CAPOSCIUTTI, G.; BARONTINI, F.; GALLETI, C.; ANTONELLI, M.; TOGNOTTI, L.; DESIDERI, U. Woodchip size effect on combustion temperatures and volatiles in a small-scale fixed bed biomass boiler. **Renewable Energy**, v. 151, p. 161–174, 2020.
- COSTA, V. A. F.; TARELHO, L. A. C.; SOBRINHO, A. Mass, energy and exergy analysis of a biomass boiler: A portuguese representative case of the pulp and paper industry. **Applied Thermal Engineering**, v. 152, p. 350–361, 2019. DOI: [10.1016/j.applthermaleng.2019.01.033](https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2019.01.033).
- EUROPEAN COMMITTEE FOR STANDARDIZATION e CEN. EN 15149-1, Solid Biofuels e Determination of Particle Size Distribution e Part 1: Oscillating Screen Method Using Sieve Apertures of 1 Mm and above. Brussels, 2010, p. 13.
- HAIR, J. F. *et al.* **Multivariate Data Analysis**. 7. ed, Nova York, Pearson, 2010.
- HENNING, E. *et al.* Application of hotelling's T^2 control chart for a machining process of the inside diameter of a steel cylinder. **Gepros: Gestão da Produção, Operações e Sistemas**, v. 9, n. 2, p. 155-168, 2014. DOI: [10.15675/gepros.v34i2.1015](https://doi.org/10.15675/gepros.v34i2.1015).

LEE, Chien-Li; JOU, Chih-Ju G. Improving furnace energy efficiency through adjustment of damper angle. **International journal of hydrogen energy**, v. 38, n. 5, p. 2504-2509, 2013.

LYUBOV, V. K.; POPOV, A. N.; POPOVA, E. I. The efficiency of bark and wood fuel utilization in the hot water boilers. In: **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**. IOP Publishing, 2020. p. 012009.

MASON, R. L.; TRACY, N. D.; YOUNG, J. C. Decomposition of T2 for Multivariate Control Chart Interpretation. **Journal of Quality Technology**. v. 27, n. 2, p. 109–119, 1995. DOI: <https://doi.org/10.1080/00224065.1992.12015232>.

MONTGOMERY, D. **Introduction to Statistical Quality Control**. 6 Ed, Arizona, John Wiley & Sons Inc, 2009.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. 2023. Disponível em: <https://www.R-project.org/>.

RAJKUMAR, T.; RAMAA PRIYAA, V. M.; GOBI, K. Boiler drum level control by using wide open control with three element control system. **Abhinav International Monthly Refereed Journal of Research In Management & Technology**, v. 4, n. 5, p. 204-210, 2013.

RUNGER, G. C.; ALT, F. B.; MONTGOMERY, D. C. Contributors to a multivariate statistical process control chart signal. **Communications in Statistics - Theory and Methods**, v. 25, n. 10, p. 2203–2213, 1996. DOI: 10.1080/03610929608831832.

SIEVERT, C. **Interactive Web-Based Data Visualization with R, plotly, and shiny**. Chapman and Hall/CRC Florida, 2020.

SOUSA, B. M. *et al.* Multivariate statistical process control of boiler and turbine-generator units of a Thermoelectric Power Plant with multiple operating set points. **International Conference on Industrial Technology 2015, Seville, Spain**, p. 1907-1913, 2015. DOI: 10.1109/ICIT.2015.7125375.

SOUZA, A. G. O. *et al.* Economic Feasibility of Electrical Power Cogeneration from Forestry Biomass in an Engineered Wood Panel Industrial Facility. **Croatian journal of forest engineering**, v. 42, n. 2, p. 313–320, 2021.

SOUZA, A. M.; RIGÃO, M. H. Identification of out-of-control variables in a multivariate productive process. **Revista produção**, v. 15, n. 1, p. 74–86, 2005.

SRIRAM, N.; SHAHIDEHPOUR, M. Renewable biomass energy. **IEEE Power Engineering Society General Meeting**, v. 1, p. 612-617, 2005. DOI: 10.1109/PES.2005.1489459.

TANWAR, P. Boiler furnace pressure excursion and set point. **International Journal of Computer Applications**. v. 1, n. 12, p. 14-16, 2010.

VANCE, E. D. Land Application of Wood-Fired and Combination Boiler Ashes: An Overview. **Journal of Environmental Quality**, v. 25, n. 5, p. 937-944, 1996. DOI: 10.2134/jeq1996.00472425002500050002x.

YANG, Y. *et al.* The Application of Cyber Physical System for Thermal Power Plants: Data-Driven Modeling. **Energies**, v. 11(4), p.690, 2018

WEI, Heng *et al.* Research on Model Predictive Control of a 130 t/h Biomass Circulating Fluidized Bed Boiler Combustion System Based on Subspace Identification. **Energies**, v. 16, n. 8, p. 3421, 2023.

WICHERN, D.; JOHNSON, R. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 6. ed. New Jersey, Pearson, 2007.

WIENESE, A. Boilers, boiler fuel and boiler efficiency. Proc. S. Afr. Sug. Technol. **Ass**, v. 75, p. 275- 282, 2001.

WHO. **Household air pollution**. 2022. Disponível em: <<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/household-air-pollution-and-health>>. Acesso em: 05. Jan. 2023.

ZHONG, W. *et al.* Quantitative study on steam system thermal inertia based on a dynamic hydraulic analytical model. **Journal of Cleaner Production**, v. 403, p. 136864, 2023.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa trouxe informações pouco exploradas em condições estritamente práticas, aproximando-se dos problemas reais que envolvem a geração de vapor em uma caldeira industrial mista a partir da avaliação do seu funcionamento quando submetida a diferentes combustíveis, fazendo uma exploração dos comportamentos e relações entre suas variáveis de processo e descrevendo, para cada biomassa utilizada, os resultados acumulados de sua produção durante o experimento.

Observando-se as análises físicas e químicas realizadas, os combustíveis diferem principalmente em sua densidade aparente a granel e na quantidade de cinzas, características físicas que refletem na geração de resíduo e em características específicas da queima e alimentação da caldeira. A partir da avaliação das análises estatísticas, pode-se perceber que o processo dispõe de diversas variáveis significativamente correlacionadas, portanto, o uso das técnicas multivariadas empregadas para exploração dos dados é recomendado, já que possibilita uma menor distorção no monitoramento do processo ao diminuir erros inferenciais, que seriam maiores caso análises univariadas fossem aplicadas nas mesmas condições. A carta de controle interativa criada torna a exploração visual mais fácil, mostrando de forma clara as condições em que o processo se encontrava em cada amostragem.

A quantificação da contribuição das variáveis para a extrapolação da estatística T^2 de Hotelling foi capaz de auxiliar o entendimento das possíveis rotas de ação para alcançar uma melhor eficiência ou, até mesmo, para identificação de problemas de operação.

A análise de componentes principais forneceu uma visão global permitindo uma análise do ponto de vista da variação dos dados, focando naqueles que mais têm relevância no processo. Essa análise veio ao encontro de algumas informações levantadas pela quantificação das contribuições das variáveis na extrapolação da estatística T^2 de Hotelling, mas também trouxe novas percepções, que puderam complementar o entendimento do comportamento do processo da caldeira quando exposta a diferentes situações.

No que tange a influência das variáveis analisadas, percebe-se que a gestão da água da caldeira (nível, temperatura, vazão e pressão) está bastante relacionada às saídas de controle do processo. Além disso, a pressão da fornalha foi a variável

que apresentou a maior mudança de comportamento nesse sentido, saindo da posição que menos influencia os problemas de processo quando no uso do cavaco de eucalipto, e passando a ser terceira que mais influenciou nesses problemas quando utilizada a mistura cavaco e casca de eucalipto.

REFERÊNCIAS

- ALI, M. *et al.* The use of crop residues for biofuel production. **Biomass, biopolymer-based materials, and bioenergy: construction, biomedical, and other industrial applications**. p. 369–395, 2019. DOI: 10.1016/B978-0-08-102426-3.00016-3.
- ALMEIDA, G. M.; CARDOSO, M.; PARK, S. W. Detecting an abnormality in a recovery boiler using dynamic multivariate data analysis with parallel coordinate plots. **Appita Journal**, v. 65, n. 1, p. 76-78, 2012.
- BORO, M. *et al.* Strategies involved in biofuel production from agro-based lignocellulose biomass. **Environmental Technology & Innovation**, v. 28, n. 102679, p. 1-28, 2022. DOI: 10.1016/j.eti.2022.102679.
- BRAND, M. A.; GIESEL, G. Influência da secagem da biomassa na eficiência de caldeira de cogeração energética. **Energia na Agricultura**, v. 32, n. 2, p. 132–140, 2017. DOI: 10.17224/energagric.2017v32n2p132-140.
- CHANDRASEKHARAN, S.; PANDA, R. C.; SWAMINATHAN, B. N. Statistical modeling of an integrated boiler for coal fired thermal power plant. **Heliyon**, v. 3, n. 6, p. 1-15, 2017. DOI: 10.1016/j.heliyon.2017.e00322.
- COSTA, A. F. B.; EPPRECHT, E. K.; CARPINETTI, L. C. R. **Controle estatístico de qualidade**. São Paulo: Atlas, 2004.
- COSTA, V. A. F.; TARELHO, L. A. C.; SOBRINHO, A. Mass, energy and exergy analysis of a biomass boiler: A portuguese representative case of the pulp and paper industry. **Applied Thermal Engineering**, v. 152, p. 350–361, 2019. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2019.01.033.
- CORNETTE, J. F. P. *et al.* Particulate matter emission reduction in small-and medium-scale biomass boilers equipped with flue gas condensers: Field measurements. **Biomass and Bioenergy**, v. 148, p. 106056, 2021.
- DASHTI, A. *et al.* Estimation of biomass higher heating value (HHV) based on the proximate analysis: Smart modeling and correlation. **Fuel**, v. 257, n. 115931, 2019. DOI:10.1016/j.fuel.2019.115931.
- DÍEZ, L. I.; CORTÉS, C.; CAMPO, A. Modelling of pulverized coal boilers: review and validation of on-line simulation techniques. **Applied Thermal Engineering**, v. 25, n. 10, p. 1516–1533, 2005. DOI:10.1016/j.applthermaleng.2004.10.003.
- ELLIOTT, A.; MAHMOOD, T.; KAMAL, A. Boiler ash utilization in the Canadian pulp and paper industry. **Journal of Environmental Management**, v. 319, p. 115728, 2022.
- EPE. **Painel PNE**. 2023. Disponível em: < <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/painel-pne-2050>>. Acesso em: 23. Fev. 2023.
- GARCIA, D. P. *et al.* Assessment of plant biomass for pellet production using

multivariate statistics (PCA and HCA). **Renewable Energy**, v. 139, p. 796- 805, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2019.02.103>.

GILLESPIE, G. D. *et al.* Prediction of quality parameters of biomass pellets from proximate and ultimate analysis. **Fuel**, v. 111, p. 771-777, 2013. DOI:10.1016/J.FUEL.2013.05.002.

GREINERT, A.; MRÓWCZYŃSKA, M.; SZEFRNER, W. The use of waste biomass from the wood industry and municipal sources for energy production. **Sustainability**, v. 11, n. 3083, 2019. DOI: 10.3390/su11113083.

HAN, J.; CHOI, Y.; KIM, J. Development of the Process Model and Optimal Drying Conditions of Biomass Power Plants. **ACS Omega**, v. 5, n. 6, p. 2811–2818, 2020. DOI: 10.1021/acsomega.9b03557.

HARDING, N. S.; O'CONNOR, D. C. Ash deposition impacts in the power industry. **Fuel Processing Technology**, v. 88, n. 11–12, p. 1082–1093, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fuproc.2007.06.018>.

HARIANA *et al.* A comprehensive evaluation of cofiring biomass with coal and slagging-fouling tendency in pulverized coal-fired boilers. **Ain Shams Engineering Journal**, v. 14, n. 102001, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.102001>.

HENNING, E. *et al.* Application of hotelling's T^2 control chart for a machining process of the inside diameter of a steel cylinder. **Gepros: Gestão da Produção, Operações e Sistemas**, v. 9, n. 2, p. 155-168, 2014. DOI: 10.15675/gepros.v34i2.1015.

INDRAWAN, N. *et al.* Data analytics for leak detection in a subcritical boiler. **Energy**, v. 220, n. 119667, 2021. DOI: 10.1016/j.energy.2020.119667.

KOUSHIK, V. S. V. *et al.* A Review on Alternate Fuels Used In Boilers. **International Journal of Advances in Engineering and Management (IJAEM)**, v. 4, n. 9, p. 432-437, 2022. DOI: 10.35629/5252-0409432437.

KRÓL, D.; MOTYL, P.; POSKROBKO, S. Chlorine Corrosion in a Low-Power Boiler Fired with Agricultural Biomass. **Energies**, v. 15, n. 382, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/en15010382>.

LOWRY, C. A.; MONTGOMERY, D. C. A review of multivariate control charts. **IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)**, v. 27, n. 6, p. 800-810, 1995. DOI: 10.1080/07408179508936797.

MENG, X. *et al.* Effects of preheating primary air and fuel size on the combustion characteristics of blended pinewood and corn straw in a fixed bed. **Energy**, v. 210, p. 118481, 2020.

MIKKONEN, T. **Matrix heat transfer calculation model for back-pass tube bank heat exchangers of fluidized bed steam boilers**. 2020. Tese (Mestrado) – Curso de Sistemas de energia, Lappeenranta-Lahti University of Technology (LUT), Lappeenranta.

MONTGOMERY, D. **Introduction to statistical quality control**. 6. Ed. Arizona: John Wiley & Sons Inc, 2009.

OAKLAND, J.; OAKLAND, J. S. **Statistical process control**. 6. Ed. London: Routledge, 2007.

ØSTERGAARD, P. A. *et al.* Sustainable development using renewable energy technology. **Renewable Energy**, v. 146, p. 2430–2437, 2020. DOI: 10.1016/j.renene.2019.08.094.

ØSTERGAARD, P. A.; SPERLING, K. Towards sustainable energy planning and management. **International Journal of Sustainable Energy Planning and Management**, v. 1, p. 1-6, 2014. DOI: 10.5278/ijsepm.2014.1.1.

RAZI, F.; DINCER, I. Renewable energy development and hydrogen economy in MENA region: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 168, 2022. DOI: 10.1016/j.rser.2022.112763.

REINALDO, R. F. *et al.* Caracterização de depósitos de cinzas de caldeira com queima de carvão pulverizado. **Braz. Soc. of Mechanical Sciences and Engineering-ABCM**, Curitiba, 2006.

RONI, M. S. *et al.* Biomass co-firing technology with policies, challenges, and opportunities: A global review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 78, p. 1089–1101, 2017. DOI: 10.1016/j.rser.2017.05.023.

SANTOS, R. M.; RODRIGUES, M. S.; CARNIELLO, M. F. Energia e Sustentabilidade: panorama da matriz energética brasileira. **Scientia: Revista Científica Multidisciplinar**, v. 6, n. 1, p. 13–33, 2021.

SUN, R. *et al.* A biomass-coal co-firing based bi-level optimal approach for carbon emission reduction in China. **Journal of Cleaner Production**, v. 278, p. 123318, 2021.

SILVESTRE, A. **Análise de dados e estatística descritiva**. São Paulo: Escolar editora, 2007.

SONG, B.; VOISEY, K. T.; HUSSAIN, T. High temperature chlorine-induced corrosion of Ni50Cr coating: HVOLF, HVOGF, cold spray and laser cladding. **Surface and Coatings Technology**, v. 337, p. 357–369, 2018. DOI: 10.1016/j.surfcoat.2018.01.025.

SHAHA, A. P. *et al.* Performance prediction and interpretation of a refuse plastic fuel fired boiler. **IEEE Access**, v. 8, p. 117467-117482, 2020.

SOUSA, B. M. *et al.* Multivariate statistical process control of boiler and turbine-generator units of a Thermoelectric Power Plant with multiple operating set points. **International Conference on Industrial Technology 2015, Seville, Spain**, p. 1907-1913, 2015. DOI: 10.1109/ICIT.2015.7125375.

VAN RUIJVEN, B. J.; DE CIAN, E.; SUE WING, I. Amplification of future energy demand growth due to climate change. **Nature Communications**, v. 10, n. 1, p. 1–12, 2019. DOI: 10.1038/s41467-019-10399-3.

VERSTEEG, P. *et al.* **A Multivariate Analysis of Recovery Boiler Fouling Citation**. 2007 International Chemical Recovery Conference in Quebec. Quebec, 2007.

WICHERN, D.; JOHNSON, R. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 6. ed. New Jersey, Pearson, 2007.

WOICIECHOWSKI, A. L. *et al.* Lignocellulosic biomass: Acid and alkaline pretreatments and their effects on biomass recalcitrance – Conventional processing and recent advances. **Bioresource technology**, v. 304, n. 122848, 2020. DOI: 10.1016/j.biortech.2020.122848.

ZHOU *et al.* The Study of The Combustion Control System of Biomass Boiler pg. 3533 - 3536, **IEEE**, 2019.