
Avaliação do Comportamento Térmico e Eficiência Energética em Processos de Cozedura Cerâmica

Ciência de Dados | 2025/2026 | 2º ano de Mestrado

Estágio

Diogo Alexandre Oliveira Costa | 41912



Resumo

A presente dissertação investiga o comportamento térmico e energético de um forno industrial do setor cerâmico, recorrendo à aplicação de técnicas de análise de dados e metodologias de exploração estatística orientadas para a eficiência operacional. O estudo surge no contexto da crescente importância da Ciência de Dados na Indústria 4.0, onde a otimização de processos térmicos e a redução do consumo energético assumem um papel central para a sustentabilidade e competitividade do setor.

A investigação fundamentou-se inicialmente numa análise sistemática do estado da arte, que demonstrou o papel crucial da Ciência de Dados na análise preditiva e na expansão das capacidades de Avaliação de Ciclo de Vida (ACV). Este processo permitiu o levantamento de requisitos técnicos e a identificação de variáveis-chave (como a composição da pasta, tempos de ciclo, fluxos de exaustão e consumos energéticos) essenciais para que modelos de Machine Learning possam apoiar decisões sustentáveis.

A base experimental assentou em dois conjuntos de dados distintos: o primeiro exploratório, que permitiu compreender o contexto produtivo e as relações fundamentais entre variáveis térmicas e energéticas; e o segundo mais completo, que suportou a análise aprofundada do funcionamento real de um forno de produção de chacota ao longo de sete meses. A metodologia adotada incluiu limpeza e preparação dos dados, deteção de outliers, segmentação por curvas de produção, análise temporal, correlações e criação de variáveis derivadas.

Os resultados evidenciaram padrões de funcionamento coerentes com o processo produtivo, bem como fenómenos relevantes para a eficiência térmica, incluindo oscilações antes de quebras, assimetrias entre zonas do forno e efeitos de inércia térmica. Verificou-se que a curva de 13 horas funciona como padrão operacional eficiente, enquanto a curva de 16 horas revela maior potencial energético quando aplicada estrategicamente.

Conclui-se que a integração de ferramentas de análise de dados, apoiadas por softwares multidisciplinares e bases de dados ambientais identificadas na literatura, permite não só diagnosticar o estado real do processo como identificar oportunidades de otimização energética e bases para o desenvolvimento de modelos preditivos num contexto industrial real.

Palavras-chave: Análise de dados, eficiência energética, fornos cerâmicos, comportamento térmico e deteção de anomalias.

Abstract

This dissertation investigates the thermal and energy behaviour of an industrial ceramic kiln through the application of data analysis techniques and statistical exploration methodologies aimed at improving operational efficiency. The study is framed within the growing relevance of Data Science in Industry 4.0, where optimizing thermal processes and reducing energy consumption are fundamental to the sustainability and competitiveness of the ceramic sector.

The research was initially grounded in a systematic review of the state of the art, which demonstrated the crucial role of Data Science in predictive analysis and in expanding the capabilities of Life Cycle Assessment (LCA). This process enabled the identification of technical requirements and key variables (such as paste composition, cycle times, exhaust gas parameters, and energy consumption) which are essential for Machine Learning models to effectively support sustainable decision-making.

The investigation is based on two distinct datasets: an exploratory one that provided an understanding of the production context and the fundamental relationships between thermal and energy variables; and a second, more comprehensive dataset that supported an in-depth analysis of the real operation of a ceramic kiln over seven months. The adopted methodology included data cleaning and preparation, outlier detection, segmentation by production curves, temporal analysis, correlations, the creation of derived variables, and technical interpretation supported by interactive visualization.

The results revealed operational patterns consistent with the production process, as well as phenomena relevant to thermal efficiency, including temperature oscillations preceding breakdowns, asymmetries between kiln zones, thermal inertia effects, and instabilities associated with scheduled stoppages. The 13-hour curve was identified as an efficient and flexible operational standard, while the 16-hour curve showed higher energy optimization potential when applied strategically. Ambient temperature was found to have a marginal influence on gas consumption, with the processed thermal load being the primary determinant. Furthermore, periods of energy waste were identified as dependent on operational management, reinforcing the need for coordination between production planning and thermal regimes.

In conclusion, the integration of data analysis tools (supported by the multidisciplinary software and environmental databases identified during the research) enables not only the diagnosis of the real state of the process but also the identification of early signs of anomalies and opportunities for energy optimization. This work provides a direct contribution to the modernization of the ceramic sector, proposing operational recommendations and foundations for the future development of predictive models, alert systems, and continuous monitoring strategies in real industrial settings.

Keywords: Data analysis, energy efficiency, ceramic kilns, thermal behaviour and anomaly detection.

Agradecimentos

A conclusão deste trabalho representa não apenas o culminar de um percurso académico exigente, mas também o resultado do apoio, incentivo e colaboração de várias pessoas e instituições que, de forma direta ou indireta, contribuíram para que esta etapa fosse possível. A todas, manifesto o meu mais profundo reconhecimento.

Em primeiro lugar, expresso a minha sincera gratidão à Professora Doutora Fátima Leal, minha orientadora académica, pela orientação rigorosa, pela partilha de conhecimento e pela disponibilidade constante ao longo do desenvolvimento deste trabalho. A sua exigência científica aliada à sua sensibilidade crítica foram fundamentais para o enriquecimento desta investigação.

À Dr.^a Helena Monteiro, orientadora no âmbito do estágio, agradeço a confiança depositada, a orientação prática e o acompanhamento atento, que se revelaram essenciais para a integração profissional e para a articulação entre o saber académico e a realidade concreta do setor.

Agradeço, igualmente, a toda a equipa presente na sala de trabalho do escritório da empresa, pela forma calorosa e acolhedora com que me integraram no quotidiano da organização. A colaboração, a entreaajuda e o ambiente de respeito e profissionalismo foram decisivos para tornar esta experiência mais rica, produtiva e humana.

À minha família, um agradecimento especial pelo apoio incondicional ao longo de toda a minha vida, pela educação sólida que me transmitiram e pela força que sempre me deram para continuar a acreditar em mim.

Por fim, a todos, muito obrigado por fazerem parte deste caminho e por contribuírem para que este trabalho se tornasse uma realidade.

ÍNDICE

Capítulo 1	1
1 Introdução	1
1.1. Enquadramento.....	1
1.2. Motivação	1
1.3. Planificação.....	2
1.4. Contribuições.....	4
1.5. Organização da Tese	4
1.6. Resumo do capítulo	5
Capítulo 2	8
2 Revisão da Literatura	8
2.1. Estado de arte e Evolução do setor	8
2.2. Cerâmica em Portugal.....	9
2.3. Subsetores da cerâmica.....	9
2.4. Processo Produtivo.....	10
2.4.1. Moagem	12
2.4.2. Moldagem / Prensagem	12
2.4.3. Secagem	13
2.4.4. Queima / Forno	13
2.4.5. Etapas de Acabamento: Vidragem, Decoração e Inspeção.....	14

2.5. Perfil Energético e Medidas de Ecoeficiência.....	14
2.5.1. Indicadores de Consumo Específico por Etapa.....	14
2.5.2. Vetores de Eficiência Térmica na Cozedura	15
2.5.3. Vetores de Eficiência Térmica na Secagem.....	16
2.6. Sustentabilidade, Ecoeficiência e o Impacto no Ciclo de Vida	16
2.7. Data Science e o seu contributo à indústria.....	17
2.7.1. Processo de investigação	17
2.7.2. O Ciclo de Ciência de Dados na Otimização Industrial	18
2.7.3. Digitalização e IoT no Fluxo de Dados	18
2.7.4. Algoritmos de Machine Learning Aplicados à Ecoeficiência.....	19
2.7.5. Resumo do capítulo	19
Capítulo 3	22
3 Metodologia para a Análise Exploratória	22
3.1. Dataset 1: Calibração Conceptual e Sensibilização Técnica Prévia	22
3.1.1. Especificação das Variáveis	23
3.1.2. Aplicação interativa de resultados.....	25
3.1.3. Aplicação de Clustering dos Fornos para 2 Variáveis.....	27
3.2. Dataset 2: O Forno de Chacota como Caso de Estudo Principal	28
3.2.1. Configuração da Base de Dados.....	30
3.2.1.1. Variáveis, Setpoints e Fatores Exógenos.....	30
3.2.1.2. Definição do Âmbito Operacional e das variáveis chave:	34

_____ 3.2.1.3. Pré-processamento de Dados: Limpeza e Detecção Estatística de Outliers	34
_____ 3.2.1.4. Segmentação de dados e Análise de Correlação	34
_____ 3.2.2. Modelação Temporal e Análise do Consumo de Gás.....	35
_____ 3.2.2.1. Caracterização do Consumo Diário.....	35
_____ 3.2.2.2. Perfis Horários do Consumo e Dinâmica por Zona.....	35
_____ 3.2.2.3. Avaliação Horária da Eficiência e Distribuição de Anomalias	36
_____ 3.2.3. Dinâmica Térmica e Impacto Ambiental Externo.....	36
_____ 3.2.3.1. Apuramento de Quebras de Produção	37
_____ 3.2.3.2. Caracterização Térmica das Zonas de Aquecimento	37
_____ 3.2.3.3. Modelação do Binómio Dia/Noite e o Impacto térmico da Temperatura Ambiente	37
_____ 3.2.4. Diagnóstico de Lotes e Auditoria de Automação.....	38
_____ 3.2.4.1. Segmentação por Ordens de Produção e Variáveis Derivativas	38
_____ 3.2.4.2. Análise Estrutural do Volume de Produção Anual.....	39
_____ 3.2.4.3. Exploração de Desvios dos setpoints.....	39
_____ 3.3. Resumo do capítulo	40
Capítulo 4	43
4 Experiências e Resultados	43
_____ 4.1. Resultados dataset 1	43
_____ 4.1.1. Interface da Aplicação Interativa	43
_____ 4.1.2. Análise Geral de Correlações Intervariável	44

_____ 4.1.3. Estudo Comparativo de Eficiência Energética Global.....	45
_____ 4.1.4. Análise de Representatividade Energética por Ativo	46
_____ 4.1.5. Análise Comparativa da Dissipação Térmica por Subsetor	47
_____ 4.1.6. Segmentação de Perfis Operativos: Método clustering.....	47
_____ 4.2. Resultados da análise exploratória ao dataset 2	49
_____ 4.2.1. Tratamento de Dados e Isolamento de Regimes Operacionais	49
_____ 4.2.1.1. Identificação curva de descida	51
_____ 4.2.1.2. Identificação de Interrupções Operacionais	53
_____ 4.2.2. Análise do Perfil Térmico Longitudinal e Consumo Dia vs Noite	54
_____ 4.2.2.1. Perfis Temporais e Padrões do Consumo de Gás	56
_____ 4.2.2.2. Análise da Variabilidade Horária e Avaliação do Impacto da Temperatura Ambiente	58
_____ 4.2.2.3. Balanço Global e Diagnóstico Estatístico do Consumo	61
_____ 4.2.2.4. Modulação Horária e Estabilidade do Perfil de Carga	64
_____ 4.2.3. Dinâmica das Ordens de Produção e Eficiência Específica.....	65
_____ 4.2.3.1. Atribuição de Lotes por Ordem de Produção	66
_____ 4.2.3.2. Análise do Caudal Médio por Ordem de Produção	68
_____ 4.2.3.3. Análise das Ordens de produção com durações inferiores ao esperado	72
_____ 4.2.3.4. Determinantes da Eficiência Específica de Cozedura	74
_____ 4.2.3.5. Sazonalidade da Produção e o seu Consumo	77
_____ 4.2.4. Exploração dos setpoints.....	78

_____ 4.2.4.1. Controlo do Núcleo Térmico Principal e Vetor de Pressão	79
_____ 4.2.4.2. Dinâmica do Subsistema de Exaustão e Recuperação Térmica.....	79
_____ 4.2.4.3. Estequiometria de Combustão e Anomalias na Razão de Mistura .	80
_____ 4.3. Discussão dos resultados	82
_____ 4.3.1. Validação Física das Correlações e Dinâmicas de Controlo	82
_____ 4.3.2. Evolução da Produção e Influência de Fatores Estruturais.....	83
_____ 4.3.3. Padrões de Quebra e Estratégias de Carregamento	83
_____ 4.3.4. Variabilidade no Perfil Dia vs. Noite.....	84
_____ 4.4. Resumo do capítulo	84
CAPÍTULO 5	87
5 CONCLUSÃO	87
_____ 5.1. Resposta às Questões de Investigação	87
_____ 5.2. Recomendações Práticas e Conclusões Finais.....	88
_____ 5.3. Desafios	89
_____ 5.4. Trabalho Futuro.....	90
Referencias	91

Lista de Figuras

Figura 1. Etapas do processo produtivo da produção de peças cerâmicas.	11
Figura 2. Ilustração do ciclo de prensagem. / Fonte: (Laroca, 2019).	13
Figura 3. Ilustração de um forno industrial. / Fonte: (ISQ,2022)	14
Figura 4. Diagrama ilustrativo das Etapas do Processo Analítico de Revisão Bibliográfica.	18
Figura 5. Interface da aplicação.	43
Figura 6. Matriz de correlação 1 Dataset	44
Figura 7. Eficiência térmica por empresa.	46
Figura 8. Comparação entre fornos da mesma empresa.	46
Figura 9. Gráfico comparativo das perdas de calor entre setores.	47
Figura 10. Aplicação da Regra do Cotovelo na identificação do número ótimo de clusters.	48
Figura 11. Clusterização segundo eficiência e consumo de combustível.	49
Figura 12. Boxplot das 5 zonas de aquecimento com foco nos outliers.	50
Figura 15. Período em atividade demonstrado pela variável temp_aquecimento_3.	53
Figura 16. Comportamento das variáveis de aquecimento no período em análise.	54
Figura 17. Destaque nos comportamentos atípicos das variáveis de aquecimento.	55
Figura 18. Comportamento pré quebra das variáveis de aquecimento.	56
Figura 19. Registo dos caudais médios ao longo do período. / Fonte: Autoria própria.	56
Figura 20. Análise pré quebra dos caudais de gás.	57
Figura 21. Tendência horária para a presença de valores de aquecimento extremos.	58
Figura 22. Identificação do período diurno e noturno das temperaturas de aquecimento.	59

Figura 23. Avaliação do impacto das temperaturas durante o dia vs noite.	59
Figura 24. Avaliação do impacto do período diurno e noturno no caudal de gás.....	60
Figura 25. Análise estatística nos caudais pelo impacto dia vs noite	61
Figura 26. Comportamento do consumo diário de gás ao longo do período.	62
Figura 27. Período pré e pós quebra do consumo de gás.....	63
Figura 28. Boxplot da variável consumo diário.....	63
Figura 29. Médias do consumo de gás por hora	64
Figura 30. Durações, em minutos, das ordens de produção.	65
Figura 31. Distribuição do número de lotes na curva 12h.	66
Figura 32. Distribuição de lotes na curva 12:3h.	67
Figura 33. Distribuição do número de lotes na curva 13h.	67
Figura 34. Distribuição do número de lotes na curva 16h.	68
Figura 35. Distribuição do consumo por curva ao longo do período.....	69
Figura 36. Distribuição do caudal médio de gás pelo período analisado.	70
Figura 37. Foco na relação duração op e caudal médio gás	71
Figura 38. Ops com durações inferiores ao esperado.....	72
Figura 39. Representação do impacto do desperdício no consumo.	73
Figura 40. Destaque das Ops com durações perto do esperado.....	74
Figura 41. Relação entre duração em atividade e consumo de gás por curva.	75
Figura 42. Distribuição da produção pela linha temporal.....	77
Figura 43. Relação produção e consumo de gás.	77
Figura 44. Tabela com a diferença entre médias reais e médias setpoint.	78

Figura 45. Registos na chaminé vs setpoints previstos.	79
Figura 47. 5 zonas razão de mistura vs respetivos setpoints.	81

Lista de Tabelas

Tabela 1. Planificação das tarefas ao longo do período de estágio / Fonte: Autoria própria	2
Tabela 2. Questões de investigação / Fonte: Autoria própria	4
Tabela 3. Subsetores da indústria da cerâmica. / Fonte: Capacitação da indústria da Cerâmica Portuguesa Um cluster, uma estratégia, mercados prioritários	10
Tabela 4. Comparação de consumos por etapas de produção. (European Comission, 2007)	15
Tabela 5. Identificação de variáveis enriquecedoras para modelos ML.....	20
Tabela 7. Apresentação e descrição sequencial das tarefas realizadas do estudo exploratório.....	29
Tabela 8. Descrição das variáveis do Dataset 2.	30
Tabela 9. Parâmetros de Eficiência da Curva 13.0:	75
Tabela 10. Parâmetros de Eficiência da Curva 16.0:	76
Tabela 11. Parâmetros de Eficiência da Curva 12.5	76
Tabela 12. Parâmetros de Eficiência da Curva 12.0	76

Glossário

Instituto de Soldadura e Qualidade (ISQ)

Investigação e Desenvolvimento (I&D)

Inventário do Ciclo de Vida (LCI)

Análise Exploratória de Dados (EDA)

Machine Learning (ML)

Análise de Ciclo de Vida (LCA)

Custo do Ciclo de Vida (LCC)

Índices de Custo Ambiental (LCI)

Product Life Cycle (PLC)

Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA)

Inteligência Artificial (IA)

Capítulo 1

1 Introdução

1.1. Enquadramento

A análise de dados no setor industrial, especialmente na produção de peças cerâmicas, tem vindo a assumir um papel crucial no processo de otimização da produção e na melhoria da eficiência operacional. Segundo estudos recentes, a utilização de métodos avançados de análise de dados, como o *Machine Learning (ML)*, tem demonstrado grande potencial na melhoria da qualidade e da produtividade, permitindo a antecipação de falhas e a maximização de recursos (Kou et al., 2020; Zhang et al., 2019). No contexto da indústria cerâmica, a complexidade dos processos produtivos exige uma compreensão detalhada das variáveis envolvidas, desde a seleção da matéria-prima até o controle da temperatura dos fornos, fatores que têm um impacto direto no produto final (Pereira et al., 2018). Neste cenário, a tomada de decisões informada e fundamentada é essencial para garantir a competitividade e a sustentabilidade das fábricas. A análise de dados em tempo real, facilitada por técnicas de *ML*, permite não apenas identificar padrões e tendências nos processos, mas também prever comportamentos futuros e identificar variáveis críticas que afetam a produção (Müller et al., 2020; Liu et al., 2017). A implementação de modelos preditivos, como redes neurais e algoritmos de regressão, tem sido cada vez mais utilizada para otimizar o processo de produção cerâmica, contribuindo para a redução de desperdícios e a melhoria na qualidade do produto final (Chen et al., 2018). Estudos de caso mostram que a análise exploratória de dados pode transformar a forma como as fábricas abordam a gestão de produção. Ao aplicar técnicas como análise de séries temporais e *data mining*, é possível extrair informação valiosa que ajuda a compreender melhor as causas subjacentes de falhas no processo e a otimizar as operações (Zhao et al., 2016). A utilização de *ML* permite uma abordagem mais ágil e precisa para a tomada de decisão, ao mesmo tempo em que minimiza os custos operacionais e reduz o tempo de inatividade das máquinas (Liu et al., 2018).

Assim, a aplicação de técnicas avançadas de análise de dados na indústria cerâmica não apenas favorece a otimização dos processos, mas também oferece um suporte valioso para a gestão estratégica e a sustentabilidade das operações. O impacto das novas tecnologias vai além da melhoria da eficiência operacional, estendendo-se também à criação de um ambiente de produção mais adaptável às constantes mudanças do mercado e aos desafios da indústria 4.0 (Jha et al., 2019).

1.2. Motivação

O tema explorado foi a “Avaliação do Comportamento Térmico e Eficiência Energética em Processos de Cozedura Cerâmica”.

Este documento resulta de um trabalho desenvolvido durante um estágio de 6 meses no Instituto de Soldadura e Qualidade (ISQ), uma entidade com uma sólida presença internacional. O ISQ atua em diversos setores, fornecendo soluções integradas nas áreas de engenharia, consultoria, inspeção, ensaios, além de desenvolver atividades

de Investigação e Desenvolvimento (I&D) e inovação, sempre com o objetivo de promover a excelência e a melhoria contínua nos serviços e processos oferecidos aos seus clientes.

Tem como finalidade criar valor industrial num processo produtivo de fabrico de peças cerâmicas, com foco na sustentabilidade e eficiência operacional, para um cliente parceiro do ISQ. A motivação principal centrou-se em desafios como a redução de tempos de produção, a minimização de desperdícios, a análise da eficiência térmica dos equipamentos, o aumento da produtividade, a diminuição do consumo de gás e a melhoria da eficiência global do processo produtivo. Para alcançar esses objetivos, foram aplicadas ferramentas de Ciência de Dados a dados reais do processo produtivo. Nomeadamente, o processo incluiu a recolha e pré-análise de dados históricos, a Análise Exploratória de Dados (EDA), o pré-processamento dos dados (limpeza e engenharia de dados), a visualização de tendências, padrões e correlações, e a identificação de ocorrências típicas e atípicas, bem como de pontos críticos do processo.

Este foco na sustentabilidade e eficiência operacional é de crucial importância para o setor cerâmico, um setor tradicional e intensivo em energia. A elevada dependência de processos térmicos, nomeadamente a cozedura em fornos, implica um consumo significativo de gás natural, tornando as fábricas altamente vulneráveis à volatilidade dos custos energéticos e às crescentes exigências ambientais. Neste contexto, a aplicação de ferramentas de Ciência de Dados não é apenas uma melhoria operacional, mas sim uma necessidade estratégica que permite simplificar e otimizar o balanço termoenergético da linha de produção estudada. Ao analisar dados de produção em tempo real, o presente trabalho contribui diretamente para a redução da pegada de carbono e para a competitividade das empresas cerâmicas no mercado global, transformando dados brutos em ações concretas de sustentabilidade.

1.3. Planificação

A Tabela 1 descreve as principais tarefas e atividades realizadas ao longo do estágio, detalhando as diferentes fases do projeto. Cada tarefa é acompanhada de uma descrição que fornece uma visão geral das atividades realizadas em cada etapa.

Tabela 1. Planificação das tarefas ao longo do período de estágio / Fonte: Autoria própria

Data / Frequência / Período	Tarefa	Descrição
12/11/24	Integração na empresa	Durante este período, o objetivo foi conhecer o espaço da empresa, as instalações e os equipamentos utilizados no processo produtivo. Foi também um momento para conhecer as pessoas da equipa, fazer a integração no ambiente de trabalho e o ajuste à cultura organizacional. Além disso, foram realizados preparativos para a utilização dos softwares necessários para o desenvolvimento do estágio e familiarização com os sistemas e processos internos da empresa.

(12/11/24) a (12/12/24)	Investigação o	Nesta fase, foi definido o plano de investigação, alinhando com a orientadora da empresa as expectativas e objetivos do trabalho. A tarefa consistiu em compreender as necessidades do estudo e definir o que deveria ser investigado. Foi também necessário criar apresentações periódicas para fornecer atualizações à orientadora, garantindo que o estudo estava a seguir a direção certa e que as expectativas do projeto estivessem alinhadas.
12/12/24	Análise exploratória a dados de treino	Foi disponibilizado dados de empresas de cerâmica, que foram utilizados como conjunto de treino para familiarização com as variáveis e o comportamento das mesmas. Este período foi dedicado à exploração inicial dos dados, identificando padrões, tendências e possíveis inconsistências. Foi essencial para entender a estrutura do conjunto de dados e ganhar sensibilidade neste tipo de dados.
28/12/24	Receção conjunto de dados	O conjunto de dados referente ao projeto chegou nesta data. A partir deste momento, iniciou-se a análise exploratória dos dados, procurando entender a sua estrutura, identificar padrões relevantes e mapear os principais indicadores e variáveis envolvidas. Este processo permitiu uma visão geral dos dados e preparou o terreno para as análises subsequentes.
(28/12/24) a (20/06/25)	Análise exploratória	Durante este período, foi realizada uma análise exploratória detalhada do conjunto de dados que iria ser descrita exhaustivamente ao longo deste documento. Esta análise permitiu detetar insights importantes, como variáveis chave e comportamentos recorrentes, que formaram a base do nosso discurso para o diálogo com o cliente.
14/02/25	Visita ao chão de obra	A visita ao chão de fábrica teve como objetivo conhecer de perto a realidade da produção cerâmica, visualizar toda a maquinaria utilizada e compreender fisicamente os processos que haviam sido previamente estudados. Esta visita foi crucial para uma melhor compreensão do ambiente de trabalho.
30/06/25	Discussão de resultado	Apresentação do trabalho realizado ao cliente do projeto. Esclarecimento de dúvidas perante algumas conclusões retiradas do estudo.
Sextas-feiras (semanalmente)	Reunião supervisor	As reuniões semanais com o supervisor foram fundamentais para garantir que o trabalho estava a ser realizado conforme o esperado. Nessas reuniões, foi possível dar feedback sobre o progresso da análise, discutir dificuldades encontradas, ajustar a abordagem e alinhar as expectativas da orientadora com os avanços do projeto. Estas reuniões foram essenciais para o acompanhamento contínuo e para garantir que o projeto seguisse as direções corretas.

1.4. Contribuições

A principal contribuição deste trabalho é a criação de um guia metodológico prático e detalhado para a exploração e interpretação de variáveis complexas e inter-relacionadas no contexto de processos térmicos industriais. Assim, esta tese fornece um exemplo metódico de como transformar dados brutos em conhecimento operacional, fundamental para a melhoria da eficiência energética e o suporte à decisão.

Para concretizar este objetivo e traduzir as análises exploratórias em valor industrial, o presente documento visa responder às Questões de Investigação ilustradas na Tabela 2:

Tabela 2. Questões de investigação / Fonte: Autoria própria

<i>Foco da Análise</i>	<i>Questões de Investigação</i>	<i>Objetivo Central</i>
<i>Setpoints e desempenho real</i>	Qual é o nível de conformidade do sistema de controlo?	Visa quantificar o desvio de setpoints com o desempenho real.
<i>Tipos de Curva/ Duração Real / Consumo</i>	Como as diferentes curvas de cozedura e a sua duração real se correlacionam com a eficiência energética do processo?	Visa identificar a curva de cozedura que oferece maior eficiência em diferentes ciclos operacionais.
<i>Fatores que mudam o comportamento dos caudais de gás</i>	A variação da temperatura ambiente (ciclo Dia vs. Noite) tem uma influência relevante e quantificável no consumo de gás?	Visa isolar a contribuição da temperatura ambiente e determinar se há esforço de aquecimento noturno.
	É possível identificar padrões de estabilidade e instabilidade do consumo de gás ao longo do tempo?	Verificar a ocorrência de ineficiência de gestão de recursos ao longo do dia de produção.
<i>Identificar e quantificar o desperdício criado.</i>	Há desperdício de recursos no processo produtivo?	Procurar identificar, quantificar e reduzir o desperdício presente no processo produtivo

1.5. Organização da Tese

O presente documento encontra-se estruturado em cinco capítulos sequenciais, desenhados para apresentar de forma clara e detalhada o estudo e os trabalhos realizados ao longo do estágio.

O primeiro capítulo serve como introdução, sendo responsável por contextualizar o tema da tese, definir o problema operativo, delinear os objetivos e expor a motivação que orientou a pesquisa.

No segundo capítulo, realiza-se a revisão da literatura relevante, focada no funcionamento do processo produtivo cerâmico, nos fundamentos da eficiência térmica em sistemas de cozedura contínua e na integração de arquiteturas SCADA e algoritmos de *Machine Learning* aplicados à otimização industrial, estabelecendo assim a base teórica e conceptual indispensável para fundamentar as análises subsequentes.

O terceiro capítulo é dedicado à metodologia e à abordagem proposta, detalhando o planeamento do fluxo de dados, as técnicas de *Data Cleaning* aplicadas a séries temporais industriais, a formulação matemática para a auditoria das malhas de controlo e a parametrização dos modelos estatísticos utilizados.

Por sua vez, o quarto capítulo aborda as experiências e os resultados obtidos, dividindo-se na análise macro do Dataset 1 através de técnicas de *clustering* (*K-Means*), seguida da exploração telemétrica aprofundada do Dataset 2 estruturada em blocos funcionais, encerrando com a discussão crítica e a validação operacional dos resultados junto dos especialistas do setor.

Finalmente, o quinto capítulo apresenta as conclusões finais do estudo, sintetizando as respostas diretas às questões de investigação formuladas, apresentando recomendações práticas para a operação industrial, expondo os desafios e as limitações enfrentadas ao longo do percurso e delineando as perspetivas de trabalho futuro para a continuidade da otimização do ativo.

1.6. Resumo do capítulo

O presente capítulo introduziu o enquadramento geral da investigação, destacando a importância crescente da análise de dados e das tecnologias de *ML* no contexto industrial, particularmente na indústria cerâmica. Sublinhou-se o papel destas ferramentas na otimização de processos, na melhoria da eficiência energética e na promoção da sustentabilidade, elementos fundamentais para a competitividade das empresas no panorama da Indústria 4.0.

A motivação do estudo decorre da necessidade de integrar práticas de Ciência de Dados no setor cerâmico, tradicionalmente intensivo em energia, com o intuito de reduzir desperdícios, otimizar o consumo de gás e aumentar a eficiência global do processo produtivo. O trabalho foi desenvolvido no ISQ, no âmbito de um estágio de seis meses, e aplicado a dados reais provenientes de um cliente industrial do setor.

Foi apresentada a planificação detalhada das atividades realizadas ao longo do estágio, abrangendo desde a fase de integração e investigação inicial até à análise exploratória e discussão dos resultados com o cliente.

O capítulo apresentou ainda as principais contribuições da dissertação, centradas na criação de um guia metodológico prático para a exploração e interpretação de variáveis

complexas em processos térmicos industriais, com impacto direto na eficiência e sustentabilidade da produção. Foram também delineadas as questões de investigação que orientam o estudo, focadas na análise do desempenho do sistema de controlo, na relação entre tipos de curva e eficiência energética, e na identificação de desperdícios operacionais.

Por fim, foi descrita a organização global do documento, estruturado em cinco capítulos que cobrem desde o enquadramento teórico até à análise e discussão dos resultados. Assim, este primeiro capítulo estabelece as bases conceptuais, metodológicas e motivacionais que sustentam o desenvolvimento da investigação apresentada nos capítulos subsequentes.

Capítulo 2

2 Revisão da Literatura

Este capítulo apresenta uma revisão aprofundada da literatura e documentação técnica relevante ao tema em estudo, com o objetivo de contextualizar teoricamente e tecnicamente os diversos elementos associados à indústria cerâmica e à sua interligação com os princípios da sustentabilidade e da ciência de dados. Inicia-se com a fundamentação teórica e a caracterização do setor cerâmico, com destaque para o estado da arte, a relevância da cerâmica em Portugal e a respetiva análise socioeconómica.

Seguidamente, descreve-se o processo produtivo da indústria cerâmica, segmentado pelas suas principais etapas e subsetores. Posteriormente, explora-se a componente energética e ambiental ao longo do ciclo produtivo, com foco em medidas de eficiência e ecoeficiência. A revisão aprofunda ainda os conceitos de sustentabilidade e de LCA, incluindo os respetivos instrumentos analíticos, como o LCC e o LCI. Numa fase seguinte, aborda-se o contributo emergente da ciência de dados e da digitalização no contexto industrial, com ênfase em tecnologias como *ML*, Inteligência Artificial e ferramentas de visualização de dados. Por fim, apresenta-se a revisão metodológica associada à investigação sistematizada segundo os padrões de qualidade da entidade ISQ, que norteou a recolha de dados, levantamento de requisitos e análise realizada no presente trabalho.

2.1. Estado de arte e Evolução do setor

O termo cerâmica, com origem na palavra grega *keramiké*, designa o conjunto de práticas destinadas à produção de objetos moldados a partir da argila, um material cuja maleabilidade em estado pastoso é transformada em rigidez e elevada resistência mecânica após ser submetida ao processo de cozedura (Terracota do Algarve, s.d.). Como uma das atividades humanas mais antigas, a cerâmica evoluiu historicamente de uma resposta utilitária para o armazenamento de bens e construção civil para um meio tangível de expressão cultural e documentação socioeconómica das civilizações (Pinto, 2020). Na atualidade, este processo milenar deixou de ser meramente artesanal para se consolidar como um subsetor industrial complexo, altamente automatizado e intensivo em termos de consumo energético. É precisamente este legado de grande escala que exige a transição dos processos térmicos tradicionais para o paradigma da Indústria 4.0, justificando a aplicação de metodologias de Ciência de Dados para otimizar a sua eficiência operacional e sustentabilidade.

2.2. Cerâmica em Portugal

A cerâmica em Portugal ultrapassa a sua forte matriz histórica e identitária (APICER, 2022) para se consolidar como um pilar estratégico da indústria transformadora e da macroeconomia nacional. Em 2021, o setor registou um volume de negócios de 1.102 milhões de euros, demonstrando uma vincada orientação para o mercado internacional, com as exportações a atingirem 813,2 milhões de euros, o equivalente a cerca de 75% da faturação global do subsetor (Pratas, 2022). Este desempenho confere ao país uma posição de liderança e relevância no mercado global, posicionando Portugal como o 2.º maior exportador mundial de cerâmica de mesa e uso doméstico, o 5.º em cerâmica ornamental, o 8.º em pavimentos e revestimentos, e o 10.º em cerâmica sanitária, tendo como principais destinos mercados altamente competitivos como França, Espanha, Estados Unidos, Alemanha e Reino Unido (Pratas, 2022).

Do ponto de vista estrutural e microeconómico, o tecido empresarial cerâmico caracteriza-se por uma assimetria acentuada na distribuição da produtividade. Embora o setor seja constituído por 1.092 empresas — maioritariamente microempresas (917) —, a capacidade produtiva e financeira encontra-se altamente concentrada, com as 18 maiores organizações (unidades com mais de 250 trabalhadores) a assegurarem 57% do volume de negócios global (Pratas, 2022). Geograficamente fixada nas regiões Centro e Norte do país, com especial incidência nos clusters industriais de Aveiro e Leiria, a indústria cerâmica é um motor de coesão social, sendo responsável por 18.196 postos de trabalho diretos, o que representa 2,5% do emprego na indústria transformadora nacional (Pratas, 2022). Esta elevada escala de produção, concentrada em grandes unidades de queima contínua, valida o impacto macroeconómico de qualquer ganho de eficiência energética individual, justificando a relevância de aplicar modelos analíticos para otimizar os processos térmicos destas organizações.

2.3. Subsetores da cerâmica

Na indústria cerâmica, é possível identificar cinco subsectores distintos, classificados de acordo com a funcionalidade dos produtos fabricados: Cerâmica Estrutural, Cerâmica de Pavimentos e Revestimentos, Cerâmica de Louça Sanitária, Cerâmica Utilitária e Decorativa e Cerâmicas Especiais. A Tabela 3 apresenta uma descrição detalhada destes subsectores, associando a cada um deles a notação comunitária (NACE) e extracomunitária (HS), além de exemplos de produtos representativos (ISQ, 2022).

Tabela 3. Subsetores da indústria da cerâmica. / Fonte: Capacitação da indústria da Cerâmica Portuguesa Um cluster, uma estratégia, mercados prioritários

Subsetor	Notação: NACE	HS	Tipo de produto
Estrutural	2322	6901 6906	Telhas, tijolos, abobadilhas, produtos de grés para a construção e pavimentos rústicos
Pavimentos e Revestimentos	2331	6907 6908	Azulejos, ladrilhos, mosaicos, placas cerâmicas
Sanitária	2342	6910	Louça sanitária em porcelana, grés fino, bacias, bidés, lavatórios, tanques, colunas, bases de chuveiro e outros
Unitária e Decorativa	2341	6911 6914	Louça de cozinha, de mesa e de decoração em porcelana, faiança, grés e terracota
Técnicas e Especiais	2320 2343 2349	6909	Isoladores elétricos, produtos refratários e outros

Embora cada subsetor possua particularidades nos processos de fabrico, muitas das etapas de produção, como modelagem, cozedura e acabamento, são comuns entre eles, refletindo uma base partilhada pela indústria cerâmica (ISQ, 2022).

2.4. Processo Produtivo

O processo produtivo da indústria cerâmica é composto por uma sequência rigorosa de etapas interligadas, que visam transformar as matérias-primas naturais em produtos com propriedades físicas, químicas e estéticas específicas. Desde a preparação da pasta cerâmica até à fase final de inspeção e controlo de qualidade, cada etapa desempenha um papel determinante na obtenção de um produto final consistente e de elevada durabilidade. A Figura 1 apresenta, de forma esquemática, as principais fases do processo.



Figura 1. Etapas do processo produtivo da produção de peças cerâmicas.

Pasta (Matéria-prima)

A pasta cerâmica é um preparado de matérias-primas, cujas características e proporções determinam as propriedades finais do produto cerâmico. Esta preparação é uma etapa fundamental no processo de produção cerâmico, uma vez que garante a uniformidade, a plasticidade e o comportamento desejado durante as fases subsequentes de moldagem, secagem e cozedura.

As matérias-primas que compõem a pasta cerâmica podem ser agrupadas em três categorias principais: plásticas, fundentes e refratárias:

- **Matérias primas plásticas:** têm como principal função reduzir a temperatura de maturação do corpo cerâmico, diminuindo o consumo energético. Esta redução promove a formação de uma fase vítrea viscosa a baixas temperaturas, cuja quantidade e tipo influenciam diretamente a densidade e porosidade do produto final, contribuindo para a sua estabilidade (Laroca, 2019).
- **Matérias primas refratárias:** são produtos, geralmente não metálicos, cuja principal característica é a resistência a altas temperaturas. Um material cerâmico é classificado como refratário quando consegue manter a sua integridade, sem deformar ou fundir, a temperaturas de até 1500 °C. As propriedades típicas desses materiais incluem resistência térmica elevada, estabilidade em ambientes extremos e inércia química. Além disso, apresentam excelente isolamento térmico, tornando-os amplamente utilizados no revestimento de fornos industriais (Laroca, 2019).
- **Matérias primas fundentes:** Destacam-se por reduzir a temperatura de maturação do corpo cerâmico, contribuindo para a diminuição do consumo energético e modificando as propriedades da pasta cerâmica. Essa redução na temperatura de queima permite a formação de uma fase vítrea viscosa de baixa temperatura, cuja natureza e quantidade influenciam diretamente a densidade e porosidade dos produtos finais, além de auxiliar na estabilidade dimensional. Argilas, dependendo da sua composição mineralógica, também podem atuar como fundentes. Contudo, outros compostos são amplamente utilizados, em diferentes proporções, para desempenhar essa função (Laroca, 2019).

A composição da pasta cerâmica não é fixa e pode variar significativamente em função do tipo de produto que se pretende fabricar, seja ele estrutural, funcional ou decorativo. Além disso, as características das matérias-primas podem mudar consoante as condições geológicas da sua extração, tornando essencial a realização de análises

prévias para assegurar a sua adequação ao objetivo final.

Durante o processo produtivo, é comum a adição de aditivos em pequenas quantidades, mas com papéis cruciais. Estes podem facilitar a homogeneização, a coesão ou a fluidez da mistura.

A pasta cerâmica pode ser preparada em diferentes estados físicos, conforme o método de processamento. Em estado seco, as matérias-primas são moídas até atingirem a granulometria desejada, sendo depois misturadas em proporções precisas. No estado plástico, a pasta contém entre 14% e 20% de humidade, conferindo-lhe uma consistência adequada para processos de modelação manual ou mecânica. Já em suspensão aquosa, conhecida como barbotina, a pasta é composta por uma mistura líquida que é ideal para processos de moldagem por vazamento.

A preparação da pasta cerâmica exige, assim, rigor técnico e controlo contínuo, dado que quaisquer variações na sua composição ou nos parâmetros do processo podem influenciar negativamente as propriedades finais do produto, adulterando a experiência futura.

2.4.1. Moagem

A moagem é uma etapa essencial no processamento de matérias-primas cerâmicas, com o objetivo de reduzir o tamanho das partículas e promover uma mistura homogénea dos componentes. Este processo é determinante para as propriedades físicas, químicas e mecânicas da massa cerâmica, influenciando diretamente a qualidade final dos produtos. A moagem pode ser realizada a seco ou húmida, consoante as características das matérias-primas e das exigências do produto final. A moagem a seco ocorre sem a adição de água, sendo mais eficiente em termos energéticos e aplicada em casos onde não é necessária uma mistura extremamente homogénea. Após a moagem, a humidade da mistura é ajustada para garantir a prensagem do pó. Já a moagem a húmida é realizada com a presença de água, resultando numa suspensão uniforme. Este método é indicado para matérias-primas com propriedades físicas distintas, permitindo uma maior homogeneidade e uma granulometria mais fina e uniforme. Após a moagem húmida, a suspensão é atomizada, convertendo-se num pó com características ideais para moldagem (Laroca, 2019).

2.4.2. Moldagem / Prensagem

O processo de moldagem de tijolos, abobadilhas e telhas é realizado através da conformação por extrusão a vácuo, onde o barro, previamente preparado com a adição de água, é moldado por meio de uma fiação (molde estático). Durante este processo, pode ser adicionado vapor de água para facilitar a conformação do material. Na cerâmica sanitária, a moldagem das peças é efetuada através de diferentes técnicas, como o enchimento manual clássico ou o enchimento de baixa, média e alta pressão, sendo estas últimas mais eficazes devido ao seu elevado ritmo de produção. A secagem preliminar das peças ocorre sob condições controladas de temperatura e humidade, permitindo que as peças adquiram resistência mecânica suficiente para suportar o manuseamento durante a fase de acabamento (ISQ, 2022).

A prensagem é uma das técnicas de conformação mais utilizadas, devido à sua eficiência e capacidade de produzir peças com alta resistência e uniformidade. Realizada com prensas automáticas de alta pressão, esta técnica permite obter produtos com dimensões rigorosas e características consistentes, como demonstra a Figura 2. Além disso, a utilização de pós e granulados com baixo teor de humidade durante a prensagem facilita o processo de secagem e reduz os riscos de deformações (Laroca, 2019).

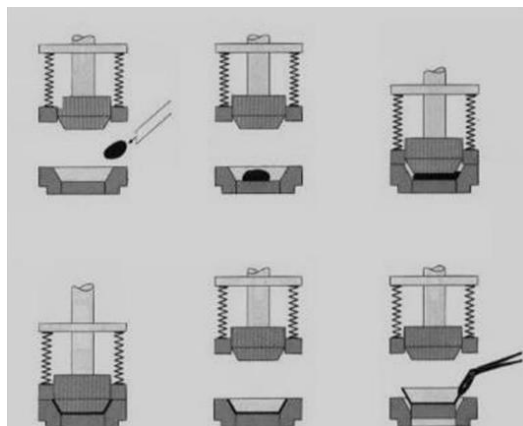


Figura 2. Ilustração do ciclo de prensagem. / Fonte: (Laroca, 2019).

2.4.3. Secagem

Após o processo de moagem/prensagem das peças é necessário eliminar a umidade residual presente no material das mesmas. Esta etapa é essencial para assegurar que as peças possuam resistência suficiente para o seu manuseamento, particularmente no caso de produtos utilitários e decorativos, e para preparar as peças para o processo de cozedura.

A secagem é realizada em estufas ou secadores que podem ser contínuos, semi-contínuos ou estáticos, e as temperaturas aplicadas variam conforme o tipo de produto, o resultado esperado (objetivo) e a tecnologia empregada. Estes equipamentos são geralmente alimentados por combustíveis como propano, gás natural ou fuel, mas também podem utilizar, parcial ou totalmente, ar quente recuperado dos fornos, promovendo uma maior eficiência energética (ISQ, 2022).

2.4.4. Queima / Forno

A cozedura das peças cerâmicas é realizada em fornos e segue uma curva de temperaturas cuidadosamente definida, composta por três etapas principais, representadas na Figura 3: o aquecimento, o patamar de cozedura e o arrefecimento lento (progressão necessária para não estilhaçar a peça). Este processo é adaptado às características específicas do produto, do subsetor da indústria cerâmica e da escala de produção. É uma das fases mais intensivas em termos energéticos, uma vez que as temperaturas no patamar de cozedura podem variar entre 800 °C e 1400 °C.

Durante a cozedura, ocorrem alterações físicas, como a contração devido à aglomeração de partículas, e químicas, como a formação de novas fases cristalinas e a vitrificação. Em teoria, as peças cerâmicas vitrificadas deveriam passar por duas cozeduras. A primeira, conhecida como chacota, transforma a peça crua num estado intermediário, enquanto a segunda é dedicada à vidragem. Contudo, por razões económicas, é comum realizar a cozedura e a vidragem numa única etapa, conhecida como monocozedura. O processo exige controlo rigoroso do tempo, temperatura e homogeneidade térmica, uma vez que diferentes transformações ocorrem em intervalos específicos (de temperatura), e com um determinado tempo de exposição à mesma (ISQ, 2022).



Figura 3. Ilustração de um forno industrial. / Fonte: (ISQ,2022)

2.4.5. Etapas de Acabamento: Vidragem, Decoração e Inspeção

Após as fases críticas de secagem e cozedura do corpo cerâmico (chacota), as peças transitam para as etapas de acabamento, que incluem a vidragem (para conferir impermeabilidade e brilho), a decoração estética e, por fim, a inspeção de qualidade para descarte de peças defeituosas (Junqueira, 2021; Silva & Cardoso, 2018). Embora estas fases sejam essenciais para o valor comercial do produto final, as suas exigências térmicas e consumos energéticos são marginais quando comparados com os regimes de queima contínua em fornos industriais. Como tal, e dado que o foco analítico desta dissertação incide estritamente sobre a eficiência térmica do forno de chacota, estas etapas de acabamento situam-se fora do âmbito empírico deste estudo.

2.5. Perfil Energético e Medidas de Ecoeficiência

Compreendido o fluxo físico da matéria-prima, esta secção analisa a dimensão energética da indústria cerâmica. Dada a elevada intensidade energética do setor, mapeiam-se os indicadores de consumo específico por etapa processual e discutem-se as estratégias de ecoeficiência focadas nas fases de secagem e cozedura. Este enquadramento teórico delimita os principais determinantes de custo e emissões, fundamentando a posterior aplicação de técnicas de Ciência de Dados aos dados reais do forno de chacota.

2.5.1. Indicadores de Consumo Específico por Etapa

A Tabela 4, permite analisar o consumo específico de energia térmica e elétrica nas principais etapas do processo produtivo da indústria cerâmica, destacando a utilização de diferentes fontes energéticas, como gás natural e eletricidade. Verifica-se que as etapas de secagem e cozedura apresentam os consumos energéticos mais elevados, refletindo a

elevada exigência de energia térmica necessária para a remoção de humidade e a sinterização das peças, respetivamente. Devido a esta elevada intensidade energética, estas duas operações concentram uma parcela substancial dos custos operacionais das unidades fabris (ISQ, 2022).

Tabela 4. Comparação de consumos por etapas de produção. (European Commission, 2007)

Etapas	Operação	Consumo específico de gás natural (GJ/t)	Consumo específico de eletricidade (GJ/t)
Preparação do corpo cerâmico	Moagem seca		0.04-0.07
	Pulverização		0.05-0.35
	Moagem húmida	1.1-2.2	0.01-0.07
Moldagem	Ench. pressão		0.05-0.15
Secagem		0.3-0.8	0.01-0.04
Cozedura		1.9-4.8	0.02-0.15

Esta distribuição estatística realça que quaisquer medidas de ecoeficiência ou abordagens analíticas devem priorizar a secagem e a cozedura. Sendo os pontos mais críticos da linha produtiva, pequenas otimizações percentuais nestas fases traduzem-se em reduções brutas substanciais no consumo global

2.5.2. Vetores de Eficiência Térmica na Cozedura

O processo de cozedura ocorre em fornos que podem operar a temperaturas superiores a 1000 °C, tornando-se o maior consumidor de energia térmica em todo o processo produtivo. Entre as principais medidas de redução de consumo energético e promoção da ecoeficiência, destacam-se:

- **Recuperação de Calor Residual:** A instalação de sistemas de reaproveitamento do calor gerado na fase de cozedura pode ser utilizada para pré-aquecer o ar de combustão ou ser direcionada para outros processos, como a secagem. Este tipo de tecnologia pode reduzir significativamente a energia necessária para atingir as temperaturas de operação.
- **Modernização de Queimadores:** A substituição de queimadores tradicionais por queimadores de alta eficiência, capazes de otimizar a mistura ar-combustível e garantir uma queima mais uniforme, contribui para um menor consumo de gás natural.
- **Isolamento Térmico Avançado:** O reforço do isolamento térmico dos fornos com materiais de baixa condutividade térmica permite reduzir as perdas de calor para o ambiente e aumentar a eficiência energética.
- **Controlo Automático:** A implementação de sistemas inteligentes de controlo térmico permite ajustar os parâmetros de funcionamento do forno em tempo real, de acordo

com as condições operacionais, evitando consumos desnecessários e garantindo a uniformidade da temperatura.

- **Uso de Fontes de Energia Alternativas:** A transição para fontes de energia mais sustentáveis, como biogás ou hidrogénio verde, pode reduzir as emissões de CO₂, contribuindo para a descarbonização do processo produtivo. (setor da cerâmica-ISQ,2022)

2.5.3. Vetores de Eficiência Térmica na Secagem

Embora este processo não exija temperaturas tão elevadas quanto a cozedura, o processo é contínuo e prolongado, o que resulta num consumo considerável de energia térmica. Entre as principais medidas de melhoria encontram-se:

- **Recirculação de Ar Quente:** A reutilização do ar aquecido dentro do secador pode reduzir o volume de energia necessário para manter a temperatura desejada, diminuindo o desperdício de calor.
- **Pré-Aquecimento com Calor Residual:** O uso de calor residual proveniente dos fornos de cozedura para pré-aquecer o ar de entrada nos secadores é uma prática eficiente que contribui para reduzir o consumo total de energia.
- **Melhoria no Isolamento:** Tal como nos fornos, a melhoria do isolamento térmico dos secadores minimiza as perdas de calor e melhora a eficiência global do processo.
- **Sistemas de Controlo Inteligente:** A instalação de sensores para monitorização da temperatura, humidade e fluxo de ar em tempo real permite ajustar automaticamente os parâmetros operacionais, otimizando o uso de energia e evitando o sobreaquecimento.
- **Secagem em Lotes Otimizados:** Agrupar lotes de peças com características semelhantes em termos de humidade e dimensão pode contribuir para uma secagem mais uniforme e eficiente, evitando ciclos desnecessariamente longos ou repetitivos. (setor da cerâmica-ISQ,2022)

2.6. Sustentabilidade, Ecoeficiência e o Impacto no Ciclo de Vida

A otimização dos processos térmicos na indústria cerâmica transcende a vertente puramente económica, posicionando-se como um requisito imperativo para a sustentabilidade ambiental. Visto que o processo de queima concentra o maior dispêndio energético da atividade e o seu regime de funcionamento contínuo acarreta um impacto ambiental significativo, qualquer incremento na eficiência operacional traduz-se diretamente num ganho ecológico para a unidade industrial. Alinhada com as diretrizes institucionais do ISQ, a presente investigação foca-se na sustentabilidade aplicada, onde os modelos preditivos e a análise de dados servem de ferramenta para detetar anomalias, mitigar desperdícios energéticos e fundamentar medidas de redução de consumo em

tempo real.

Se por um lado os indicadores de consumo específico (Tabela 4) identificam a cozedura como o ponto crítico da planta, por outro, metodologias como a ACV, o LCI e a LCC representam as ferramentas padrão para a validação ambiental e económica no setor. Embora a aplicação formal destas vertentes normativas não integre o âmbito desta dissertação, reconhece-se a sua importância estratégica. O foco do trabalho centra-se no desenvolvimento de modelos de Ciência de Dados para otimizar a operação térmica do forno de chacota, fornecendo dados operacionais tratados que servem de base empírica para futuras auditorias e estudos de sustentabilidade na organização.

2.7. Data Science e o seu contributo à indústria

A resposta aos desafios ambientais e operacionais identificados na secção anterior requer uma transição do modelo de gestão industrial tradicional, historicamente reativo, para uma abordagem preditiva e fundamentada em dados. Neste cenário, a Ciência de Dados deixa de ser uma ferramenta puramente computacional e passa a figurar como um pilar estratégico para a sustentabilidade e ecoeficiência das linhas de produção. Através da aplicação de algoritmos de *Machine Learning* ao fluxo massivo de dados gerado por sensores industriais, torna-se possível transformar variáveis brutas de processo em conhecimento acionável para a otimização térmica.

2.7.1. Processo de investigação

O mapeamento das abordagens metodológicas e o consequente levantamento de requisitos técnicos que sustentam esta componente analítica basearam-se numa Revisão Sistemática da Literatura (RSL). Este procedimento foi estruturado para identificar, de forma reprodutível e rigorosa, o panorama global de aplicação da Ciência de Dados na otimização de processos industriais. Dada a transversalidade dos algoritmos de *Machine Learning*, a estratégia de pesquisa não se limitou às especificidades do setor cerâmico ou ao contexto geográfico nacional; pelo contrário, adotou uma perspetiva macro para compreender de que forma a literatura internacional modela a eficiência energética e o controlo térmico em sistemas de produção contínua. A recolha bibliográfica foi centralizada na base de dados *Scopus*.

O fluxo metodológico de identificação, triagem e seleção final das publicações elegíveis encontra-se sintetizado na Figura 4. Esta representação esquemática ilustra o afunilamento progressivo do processo de revisão através de quatro macrofases: a pesquisa inicial (*Initial Search*), que captou 88 artigos; a triagem preliminar por título e resumo (*Screening*); a avaliação de elegibilidade e mapeamento conceptual (*Scoping*); e, por fim, a fase de análise detalhada (*Analysis*), que delimitou as obras integradas na fundamentação teórica.

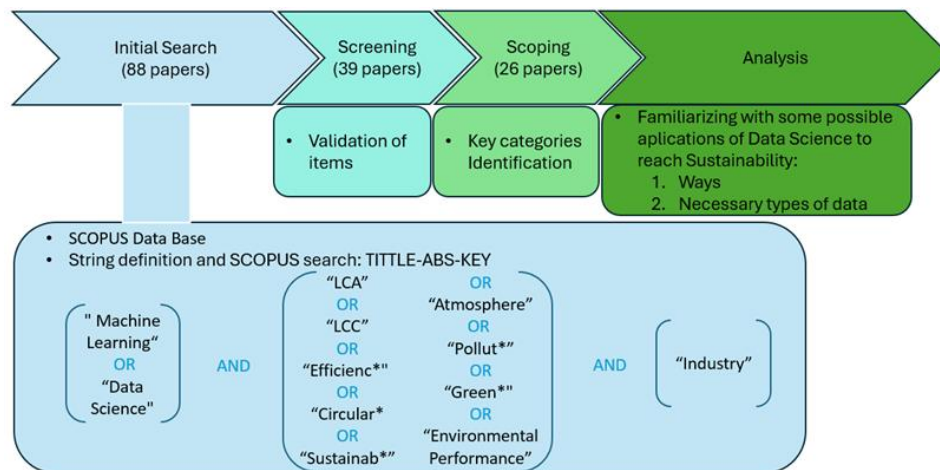


Figura 4. Diagrama ilustrativo das Etapas do Processo Analítico de Revisão Bibliográfica.

2.7.2.O Ciclo de Ciência de Dados na Otimização Industrial

O desenvolvimento de soluções analíticas para o setor industrial estrutura-se em torno de um ciclo composto por cinco etapas interligadas: recolha, limpeza, análise exploratória, modelação e visualização de dados (Kelleher & Tierney, 2018). No contexto fabril, a recolha extrai dados de sensores e sistemas operacionais, cuja integridade é assegurada na fase de limpeza através da remoção de ruído, valores em falta e inconsistências típicas de ambientes de produção (Rahm & Do, 2000).

Esta base de dados tratada permite, através da modelação preditiva e da análise de séries temporais, antecipar o comportamento de variáveis críticas, identificar estrangulamentos e sugerir otimizações em tempo real (Chong et al., 2017). A aplicação destes modelos matemáticos a processos de elevada complexidade térmica, como a indústria cerâmica, viabiliza ajustes dinâmicos em variáveis como temperatura e pressão, maximizando a eficiência energética e mitigando o desperdício de recursos (Bastian et al., 2020; Liao et al., 2016).

2.7.3.Digitalização e IoT no Fluxo de Dados

A transição para linhas de produção digitalizadas assenta na Internet das Coisas (IoT), tecnologia que transformou a aquisição de dados industriais. No ambiente da manufatura, esta recolha é estruturada sob a arquitetura SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), a plataforma central que supervisiona e regista o comportamento das malhas de controlo do processo. A incorporação de sensores inteligentes permite a monitorização contínua e em tempo real dos sistemas térmicos através da análise de duas métricas fundamentais: a Variável de Processo (PV), que representa a leitura física real em campo (como a temperatura instantânea do termopar), e o Setpoint (SP), que consubstancia o valor-alvo idealizado e programado pela engenharia (Silva & Cardoso, 2018). Esta automação elimina a introdução manual de registos e, consequentemente, mitiga o erro humano (Hofmann & Maier, 2020). Adicionalmente, o SCADA fornece dados estruturados e normalizados, garantindo a compatibilidade com plataformas de análise

avançada e assegurando que o desvio telemétrico (PV - SP) seja rapidamente convertido em informação útil para o suporte à tomada de decisão.

2.7.4. Algoritmos de Machine Learning Aplicados à Ecoeficiência

O Machine Learning (ML) e a Inteligência Artificial (IA) oferecem as ferramentas estatísticas necessárias para automatizar a análise de grandes volumes de dados operacionais, reconhecendo padrões que passariam despercebidos por métodos tradicionais (Lee et al., 2020). Na vertente da ecoeficiência, os algoritmos supervisionados revelam-se eficazes na previsão do consumo energético com base em variáveis de processo, ao passo que as técnicas não supervisionadas (como a deteção de anomalias) isolam desvios operacionais que indicam perdas térmicas ou avarias iminentes (Qin et al., 2021; Wang et al., 2022).

A entrega destes resultados é suportada por ambientes de desenvolvimento e bibliotecas gráficas que traduzem os outputs dos modelos em dashboards interativos (Hunter, 2007; Plotly Technologies Inc., 2015). Esta camada de visualização assegura a transparência e a replicabilidade do processo analítico, permitindo que as equipas técnicas compreendam e validem as ações de otimização propostas pelos algoritmos.

2.7.5. Resumo do capítulo

O presente capítulo sistematizou o enquadramento teórico e o panorama metodológico necessários para contextualizar a investigação na interseção entre a indústria cerâmica, a sustentabilidade operacional e a Ciência de Dados. Inicialmente, traçou-se uma perspetiva evolutiva e socioeconómica do setor cerâmico em Portugal, destacando a sua relevância económica, a distribuição territorial e as especificidades produtivas que caracterizam os seus principais subsectores.

Subsequentemente, a análise direccionou-se para a vertente técnica do processo fabril, identificando o processo de cozedura como o ponto de maior intensidade e dispêndio energético da planta industrial. Este diagnóstico serviu de premissa para a introdução de conceitos de ecoeficiência baseados em ACV, LCI e LCC, estabelecendo a justificativa ambiental para a transição de um modelo de gestão puramente reativo para uma abordagem preditiva nas linhas de produção.

Por fim, o capítulo detalhou o contributo estratégico da Ciência de Dados, mapeado através de um protocolo de Revisão Sistemática da Literatura. Embora a pesquisa bibliográfica tenha assumido um carácter macro e abrangente sobre a indústria geral para captar as melhores práticas computacionais, os tipos de dados identificados na literatura foram cruzados com a realidade física e de engenharia do forno de chacota. Este exercício de convergência culminou no levantamento de requisitos técnicos sintetizado na Tabela 5, que transpõe as necessidades genéricas da literatura para o ecossistema de variáveis reais da cerâmica. Ao consolidar estes parâmetros, este mapeamento encerra o capítulo, servindo de base empírica e de elo de ligação direto para o processamento e análise do dataset industrial real que merecerá tutela nas fases seguintes deste trabalho.

Tabela 5. Identificação de variáveis enriquecedoras para modelos ML.

Composição pasta	Tempo ciclo cozedura
Humidade da pasta	Quantidade peças (no forno)
Humidade da peça seca	Tonelada/hora produto
Tipo de peça (volume)	Temperatura gases de exaustão
Número peças (lotes)	Caudal Gases exaustão
Massa	Ar combustão
Massa de caco (resíduo)	Taxa de rejeição
Massa de produto cozido	Composição vidrado
% de defeitos diários	Taxa de erro no embalamento
Gás natural do secador	Consumo de água
Temperatura secador	Material refratário por ciclo e densidade, caudal
Volume	Temperatura ambiente horário
Tempo secagem	Consumo de matéria-prima por tonelada (vidrado)
HR ar secador	Espessura vidrado
Peso das peças antes e depois da secagem	Taxa de rejeição
Temperatura máxima do forno	Embalagem materiais
Tempo pré-aquecimento	Energia embalagem

Capítulo 3

3 Metodologia para a Análise Exploratória

O presente capítulo detalha a metodologia de análise e exploração de dados utilizada para a dissertação, abordando dois conjuntos de dados distintos, mas complementares. O primeiro conjunto de dados, de carácter mais exploratório, foi disponibilizado com o objetivo de servir como ferramenta de treino, permitindo a familiarização com as variáveis operacionais e o contexto produtivo das indústrias cerâmicas. A análise aqui conduzida visou sobretudo a aquisição de competências e a sensibilidade técnica necessária para as etapas seguintes. O segundo dataset, mais robusto e completo, corresponde ao desafio principal do projeto e foca-se na análise detalhada do processo de produção de chacota. Este capítulo descreve a preparação e limpeza dos dados, a análise estatística e gráfica das variáveis, e a identificação de padrões, anomalias e pontos críticos. Em ambos os casos, foi dada particular atenção à criação de valor para o cliente, bem como à exploração de ferramentas visuais, como menus de navegação interativos, para facilitar a interpretação dos resultados e a tomada de decisão informada.

3.1. Dataset 1: Calibração Conceptual e Sensibilização Técnica Prévia

O primeiro dataset engloba a análise detalhada dos processos produtivos em três empresas do setor cerâmico, servindo como uma ferramenta didática fundamental. O seu objetivo foi aprofundar a compreensão das variáveis operacionais e do comportamento dos diferentes equipamentos, tais como fornos, secadores e rolos. Esta fase exploratória permitiu o desenvolvimento de uma sensibilidade crítica e técnica indispensável, facilitando o reconhecimento de padrões e a interdependência entre os parâmetros produtivos. Para auxiliar esta aprendizagem, foi desenvolvido um menu de navegação interativo que oferece acesso facilitado às principais métricas e tendências, transformando a análise de dados cerâmicos brutos em visualizações interativas e acessíveis. Este exercício prático, embora inicial, constituiu o alicerce para a análise mais aprofundada que seria realizada no dataset subsequente, sendo que os resultados desta análise não foram comunicados a qualquer entidade externa e serviram apenas para treino e alinhamento de objetivos com a orientação do estágio. Por fim, testamos um algoritmo de aprendizagem não supervisionada para agrupar os fornos consoante o seu comportamento.

3.1.1. Especificação das Variáveis

A Tabela 6 descreve as variáveis de forma a clarificar o significado e a função das mesmas. Assim, não só se facilita a compreensão individual de cada variável, como também se contribui para um melhor entendimento do raciocínio adotado nas análises subsequentes.

Tabela 6. Descrição das variáveis do Dataset 1. / Fonte: Autoria própria

VARIÁVEL	CONCEITO
<i>Mcomb (Kg/h)</i>	Quantidade de combustível que o forno consome por hora, medida em quilogramas. Este valor é essencial para entender a eficiência do forno em termos de consumo de combustível
<i>Mcombair (Kg/h)</i>	Quantidade de ar fornecida ao forno a cada hora, essencial para o processo de combustão. O ar é necessário para a reação de combustão do combustível
<i>Hcomb (KJ/h)</i>	Quantidade de calor libertada no forno pela queima do combustível. A quantidade de calor gerado é um indicador importante da eficiência térmica do processo de combustão.
<i>Harref (KJ/h)</i>	Quantidade de energia térmica absorvida pelo ar durante o processo de arrefecimento das peças no forno. Essencial para superaquecimento ou arrefecimento excessivo.
<i>Harref (KJ/kg)</i>	Quantidade de calor absorvido por cada quilograma de ar enquanto ele passa pelo sistema de arrefecimento. É um indicador da eficiência do sistema de arrefecimento do forno.
<i>Marrefsaida (Kg/h)</i>	Quantidade de ar, em quilogramas, que sai do sistema de arrefecimento a cada hora. Ele é importante para calcular o fluxo de ar necessário para manter a eficiência do arrefecimento.

$\%marref$	Proporção do total de ar utilizado no forno que é destinado especificamente ao processo de arrefecimento das peças.
$Marrefentrada (Kg/h)$	Quantidade de ar que entra no sistema de arrefecimento, essencial para garantir que o arrefecimento ocorra de forma eficiente.
$Tmaxinterna (^{\circ}C)$	Temperatura máxima medida no interior do forno durante o processo. Controlar superaquecimentos.
$TarrefSaída(^{\circ}C)$	Indica a temperatura do ar no sistema de arrefecimento ao sair do forno. Controlo para evitar danos aos materiais ou peças processadas.
$Texhaust (^{\circ}C)$	Temperatura dos gases de exaustão após a combustão no forno, mas antes de serem libertados para a atmosfera.
$Mexhaustsaida (Kg/h)$	Quantidade de gases de exaustão libertados pelo forno a cada hora. Avalia eficiência da queima e impacto ambiental.
$Excessoar$	Indica o quanto de ar adicional é fornecido ao forno além da quantidade necessária para uma queima completa do combustível. Excesso indica ineficiência.
AF	Proporção ideal de ar para combustível necessária para uma combustão completa.
$Mmaterial (kg/h)$	Quantidade de material que é processada pelo forno por hora. Indicador da capacidade do forno e da eficiência do processo produtivo, sendo importante para calcular a produtividade da operação.
$Mmaterial/Mcomb$	Mede a eficiência do forno, indicando quantos quilos de material são processados para cada quilo de combustível consumido.
$Mmaterial/Hcomb$	Quantidade de produto gerado por cada unidade de energia térmica consumida. Avalia eficiência do forno.

$H_{comb}/M_{material}$	Avalia quantas vezes o calor gerado pelo forno é maior do que o calor que o ar consegue absorver.
$Harref/H_{comb} (*100)$	Quantidade de calor gerado no forno que foi efetivamente utilizado para aquecer o ar. Uma alta eficiência térmica indica que a maior parte do calor gerado está sendo usada para o processo de arrefecimento.
$H_{comb}/Harref (*100)$	Avalia quantas vezes o calor gerado pelo forno é maior do que o calor que o ar consegue absorver. Valores altos indicam que há perdas térmicas no processo
$Perdas/H_{comb} (*100)$	Quantidade de calor gerado no forno que não é aproveitada no processo de aquecimento
$Marrefsaída * cp * (TarrefSaída - T_{ambiente})$	Fluxo de ar que passa pelo sistema de arrefecimento, calculado levando em consideração o calor específico do ar (cp) e a diferença de temperatura entre o ar de saída do forno e a temperatura ambiente.
$Mexhaustsaída * cp * (Texhaust - T_{ambiente})$	Fluxo de gases de exaustão que é libertado para a atmosfera, levando em conta a capacidade térmica dos gases e a diferença de temperatura entre os gases de exaustão e a temperatura ambiente.
$Hexhaust/H_{comb} (*100)$	Quantidade de calor gerado no forno que foi perdido para os gases de exaustão
$Harref/M_{material}$	Calor absorvido pelo ar de arrefecimento por cada quilograma de material processado.

3.1.2. Aplicação interativa de resultados

Para facilitar a análise de dados e a extração de conclusões pertinentes, foi desenvolvido uma aplicação interativa de resultados, com o objetivo de explorar e visualizar os principais aspectos do dataset de forma clara e eficiente. O propósito fundamental desta aplicação é converter os dados brutos em representações visuais, promovendo uma compreensão aprofundada das variáveis e das suas inter-relações. Esta

estrutura visa não apenas atender às necessidades atuais, mas também proporcionar flexibilidade para incorporar futuras alterações e aumentos no volume de dados, mantendo a eficácia das análises.

As análises efetuadas agrupam-se da seguinte forma na aplicação implementada: 1) Análise Exploratória às Variáveis; 2) Comparação entre Empresas; 3) Comparação entre Fornos por empresa; 4) Comparação entre Subsetores; 5) Método de Clustering dos Fornos para 2 Variáveis. Com este menu, os utilizadores podem usufruir de diversas opções de visualização, como boxplots, histogramas, scatterplots e matrizes de correlação, que são fundamentais para identificar padrões e detetar outliers, relações entre variáveis, ou comportamentos específicos dos dados.

Cada opção foi projetada com a finalidade de fornecer informação visual sobre o dataset, com a capacidade de ajustar os gráficos com base em variáveis específicas. Proporciona uma interação simples e eficiente, permitindo ao utilizador retornar ao painel principal ou avançar para uma análise mais específica, sempre com o objetivo de aprimorar a compreensão dos dados e apoiar tomadas de decisão fundamentadas.

Este exercício inicial ofereceu uma oportunidade significativa para explorar a sensibilidade em relação às variáveis presentes no conjunto de dados. O processo de familiarização com este conjunto de treino permitiu desenvolver uma compreensão mais aprofundada das suas características e dinâmicas.

1. Análise Exploratória

A análise exploratória permite proporcionar uma compreensão mais detalhada das variáveis e das suas inter-relações. As opções disponíveis incluem: a visualização de um Boxplot por variável, que permite identificar a distribuição e possíveis outliers de uma variável específica; a visualização do Forno de Valor Máximo e Mínimo, que destaca as variações extremas nas medições dos fornos, facilitando a identificação de comportamentos atípicos; a visualização de um Histograma, essencial para observar a distribuição de uma variável e entender a frequência de seus valores; e a visualização de um Scatterplot entre duas variáveis, que facilita a análise das relações e correlações entre dois conjuntos de dados.

Adicionalmente, a Matriz de Correlação oferece uma visão global das inter-relações entre diferentes variáveis do dataset. Para além disso, permite identificar de forma visual as relações de dependência entre as variáveis, o que é crucial para a compreensão dos padrões e para a realização de análises mais aprofundadas. O cálculo da matriz de correlação, portanto, agrega valor ao processo analítico, fornecendo informações que podem não ser evidentes em outras representações gráficas.

2. Comparação entre Empresas

Na opção Comparação entre Empresas, a aplicação oferece diversas opções de análise que permitem explorar as diferenças e semelhanças entre as variáveis das empresas de forma visual e interativa. A primeira opção, Visualizar o Boxplot de uma variável, permite identificar a distribuição por quartis, mediana e possíveis outliers, proporcionando uma visão clara das variações dentro de cada empresa. A segunda opção, Visualizar um Gráfico de Barras, oferece a possibilidade de analisar uma ou mais variáveis, com a flexibilidade de escolher entre gráficos de barras simples, que comparam os valores

das variáveis de cada empresa de forma direta, ou gráficos empilhados, que permitem a comparação de múltiplas variáveis dentro de uma única visualização, facilitando a compreensão de como diferentes fatores contribuem para cada empresa. A terceira opção, Visualizar um Scatterplot de um par de variáveis, é útil para examinar a relação entre duas variáveis específicas, permitindo observar correlações e padrões que podem existir entre as empresas. Por fim, também oferece a opção de voltar ao painel inicial, garantindo uma navegação fluida e eficiente entre as diferentes opções de análise.

3. Comparação entre Fornos por empresa

Nesta secção é possível escolher entre diferentes análises: visualizar um Pieplot, um Gráfico de Barras, um ScatterPlot, ou voltar ao menu principal. Essas opções permitem comparar os fornos de forma rápida e eficiente, facilitando a análise das variáveis selecionadas.

A partir desta comparação, é possível identificar diferenças significativas no consumo de combustível ou no desempenho operacional entre os fornos de uma mesma empresa. Essa análise permite destacar quais equipamentos apresentam maior contribuição para o consumo total, evidenciando padrões de eficiência ou potenciais desequilíbrios no processo produtivo. Além disso, os resultados obtidos podem servir de base para identificar oportunidades de otimização, como ajustes operacionais ou priorização de intervenções técnicas nos fornos de maior impacto.

4. Comparação entre Subsetores

Ao selecionar a opção "Comparação entre Subsetores" no menu interativo, será possível avançar para uma análise mais detalhada das variáveis, focando-se na comparação entre diferentes subsectores. É mais uma funcionalidade onde permite isolar a informação.

Através desta análise, é possível identificar diferenças de desempenho energético e operacional entre subsectores, bem como detetar padrões de eficiência ou potenciais fontes de perda associadas a cada segmento. Este tipo de comparação contribui para uma visão global da variabilidade entre subsectores, permitindo priorizar intervenções ou medidas de otimização em áreas onde as perdas ou consumos são mais significativos.

3.1.3. Aplicação de Clustering dos Fornos para 2 Variáveis

Com o objetivo de identificar grupos de túneis com comportamentos de eficiência semelhantes, implementou-se um algoritmo de aprendizagem não supervisionada, designadamente o *K-Means Clustering*. Esta técnica estatística baseia-se na partição de n observações em k grupos mutuamente exclusivos, nos quais cada dado é atribuído ao cluster cujo centroide apresenta a menor distância quadrática. Para esta análise, o algoritmo foi alimentado com duas variáveis chave, que representam as métricas de eficiência dos túneis.

Para determinar o número ideal de clusters (k), um passo fundamental na aplicação do K-Means, foi utilizada a Regra do Cotovelo. Este método consiste em executar o algoritmo para uma gama de valores de k e calcular a inércia, que mede a soma das distâncias quadradas dos pontos aos seus respectivos centroides. O valor de k foi selecionado no ponto onde a inércia, demonstra uma redução marginal, formando uma curva com a forma de um cotovelo. Esta abordagem garante que o número de clusters escolhido é o mais adequado para representar a estrutura subjacente dos dados.

Após a determinação do número de clusters, o algoritmo K-Means foi aplicado aos dados, e cada túnel foi atribuído a um grupo. O resultado foi visualizado num gráfico de dispersão, onde cada ponto representa um túnel e é colorido de acordo com o cluster ao qual pertence. Adicionalmente, os centroides de cada cluster permitem representar o ponto médio de cada grupo, enquanto as fronteiras de decisão limitam as áreas de cada cluster. A implementação desta metodologia foi desenvolvida em ambiente *Python*, utilizando bibliotecas como o Pandas para manipulação dos dados e o Scikit-learn para a execução do algoritmo de clustering.

3.2. Dataset 2: O Forno de Chacota como Caso de Estudo Principal

O núcleo empírico desta dissertação assenta no Dataset 2, cujo acesso foi viabilizado através de uma parceria estratégica estabelecida entre o ISQ e uma unidade industrial do setor cerâmico. O ativo térmico em estudo desempenha um papel crítico na cadeia de valor da empresa, exigindo uma monitorização rigorosa e contínua de todo o perfil térmico.

Este conjunto de dados agrega as séries temporais das variáveis operacionais que governam a eficiência térmica e estequiométrica do forno de chacota. A modelação preditiva destas componentes visa não apenas garantir a integridade estrutural e qualitativa do produto final, mas também identificar desvios energéticos ocultos e fundamentar estratégias de otimização em tempo real.

O horizonte cronológico delimitado para esta investigação compreende uma amostra contínua de registos telemétricos adquiridos entre novembro de 2023 e maio de 2024. A única exceção aplica-se aos dados de produção diária (volume e consumo de gás), que abrangem a totalidade do ano de 2024, sem qualquer registo associado ao ano anterior.

De forma a orientar o desenvolvimento deste estudo exploratório e garantir uma transição lógica entre a engenharia de dados e a interpretação metalógica dos resultados, estruturou-se um plano de trabalho dividido em onze tarefas sequenciais, detalhadas na Tabela 7.

Tabela 6. Apresentação e descrição sequencial das tarefas realizadas do estudo exploratório.

Tarefa	Descrição
1. Estudo das variáveis	Obter o total domínio e conhecimento das variáveis de interesse. Perceber o seu conceito, comportamento esperado e dependências.
2. Definir variáveis-chave	Identificar as variáveis com maior impacto no processo produtivo. Clarificar a direção do estudo analítico, com o objetivo de acrescentar valor ao negócio do cliente.
3. Limpeza do dataset	Procurou-se remover gralhas, erros, ausência de dados, duplicações, etc. Estudar os outliers e perceber como se iria agir com a presença dos mesmos.
4. Segmentação dos dados	Primeira análise global do dataset. Procurou-se perceber se era possível segmentar os dados para ganhos de fiabilidade das análises futuras.
5. Análise temporal das variáveis	Observou-se ao longo do período em análise o comportamento das variáveis, com um análise mais detalhada as variáveis-chave.
6. Avaliação da eficiência da produção	Procurou-se detetar ineficiências em períodos mensais, semanais, diários e horários.
7. Avaliação do impacto de fatores externos	Procurou-se perceber o impacto da meteorologia / temperatura ambiente no comportamento das temperaturas de aquecimento.
8. Avaliação do consumo de gás	Observar o comportamento dos dados disponíveis sobre este tópico ao longo do período em análise. Apurar ineficiências horarias para avaliar possíveis desajustes entre turnos de trabalho.
9. Avaliação dos ciclos de produção	Perceber as características de cada curva de produção. Apurar as que são mais eficientes. Perceber impactos de durações de produções mais longas ou mais curtas.
10. Estudo das quantidades produzidas	Observar tendência temporal e relacionar as quantidades produzidas com os consumos inerentes.
11. Exploração dos Setpoints	Observar o comportamento dos setpoints, cruzando com os valores reais. Identificar margens de otimização.

3.2.1. Configuração da Base de Dados

Esta secção estabelece as fundações operacionais do fluxo de processamento de dados do Dataset 2, detalhando os procedimentos iniciais e os critérios estatísticos indispensáveis para estruturar a matriz de dados brutos recolhidos. O percurso analítico compreende, numa fase inicial, a definição das variáveis e o seu âmbito operativo na investigação. Subsequentemente, são abordados os algoritmos de pré-processamento dedicados à mitigação de ruído, tratamento de omissões e isolamento de outliers, culminando na segmentação da base de dados segundo os tipos de curva.

3.2.1.1. Variáveis, Setpoints e Fatores Exógenos

Nesta secção, apresentam-se as variáveis do dataset, organizadas de forma a facilitar a compreensão do seu papel dentro do estudo. A Tabela 8 sintetiza a matriz de dados, organizando as variáveis de acordo com a sua tipologia funcional, comportamento termodinâmico esperado e interdependências físicas dentro do forno. Esta estrutura visa oferecer uma visão clara e sistematizada dos elementos fundamentais que compõem o conjunto de dados, permitindo compreender tanto as relações teóricas quanto as implicações práticas de cada variável no modelo analítico proposto.

Tabela 7. Descrição das variáveis do Dataset 2.

Tipo	Variável	Conceito	Comportamento Esperado	Dependências
1. Identificadores e Momentos de Recolha				
	idtbRegistosTempOnline	Identificador único para os registos de temperatura online.	Deve estar presente em todos os registos e ser único.	Relacionado com todas as variáveis de temperatura.
	idtbOrdensProducao	Identificador único de cada ordem de produção.	Cada ordem deve estar associada aos seus parâmetros operacionais.	Depende de dataHoraInicio e dataHoraFim; liga todas as variáveis de operação.
	idtbGasConsumo	Identificador dos registos de consumo de gás.	Deve aumentar gradualmente com o tempo.	Dependente das variáveis de combustão e operação do forno.
	Tempo_Recolha	Registo temporal de cada medição.	Deve aumentar continuamente com o tempo.	Todas as variáveis operacionais dependem da

				sequência temporal.
	dataHoraInicio / dataHoraFim	Início e fim de cada ordem de produção.	Define o intervalo ativo da ordem.	Usado para cruzar com temperaturas, pressões e consumos.

2. Temperaturas das Diferentes Zonas

	TC1, TC2	Temperaturas da zona de pré-aquecimento.	Devem subir no início e manter-se estáveis na fase intermédia.	Dependem da ignição inicial e influenciam as zonas seguintes.
	TC3 a TC7	Temperaturas da zona de aquecimento.	Devem atingir o setpoint e manter-se estáveis.	Dependem da estabilidade de TC1-TC2 e da curva da ordem.
	TC8 a TC10	Temperaturas do arrefecimento controlado.	Devem descer gradualmente após a fase de aquecimento.	Dependem do fim da fase de aquecimento e ativação do arrefecimento.
	TC11, TC12	Temperaturas do arrefecimento rápido.	Devem descer de forma acentuada e controlada.	Dependem da ativação do sistema rápido e da abertura das válvulas.

3. Controlo de Temperaturas (Outros Pontos)

	Chaminé, Tiragem	Temperatura dos gases de exaustão e eficiência da tiragem.	Valores moderados indicam boa eficiência energética.	Dependem da eficiência de combustão e isolamento térmico.
	Pré-Forno	Temperatura antes da entrada no forno principal.	Deve acompanhar a temperatura alvo inicial.	Depende da ignição e da homogeneidade e de aquecimento.
	Combustão	Temperatura no ponto de combustão.	Deve manter-se elevada e estável.	Depende da razão de mistura e pressão de ar/gás.
	Gás	Temperatura do gás de entrada.	Deve ser constante. Variações podem indicar anomalias.	Depende da fonte de fornecimento.

4. Variáveis de Mistura e Pressão				
	Razão de Mistura (PV 4 zonas)	Relação ar/combustível em %.	Deve manter-se dentro da gama ideal de combustão.	Depende do caudal e pressão de ar/gás e da curva da OP.
	ΔP - Ar	Diferença de pressão no sistema de ar.	Deve manter-se estável; variações indicam falhas.	Depende do caudal de ar e resistência.
	ΔP - Gás	Diferença de pressão no sistema de gás.	Estável; picos indicam bloqueios ou falhas.	Depende do caudal de gás e válvulas.
	Pressão_arCombustao	Pressão online no sistema de combustão.	Deve manter-se próxima do setpoint.	Depende da razão de mistura e temperatura de combustão.
	Pressão_arArrefecimentoRápido	Pressão no sistema de arrefecimento rápido.	Deve subir com o início da fase e manter-se estável.	Depende da ativação do arrefecimento e das válvulas.
5. Caudais de Ar e Gás				
	Caudal de Ar (5 zonas)	Fluxo de ar nas diferentes zonas (m³/h).	Aumenta nas fases de aquecimento e arrefecimento rápido.	Depende da pressão e setpoint de temperatura.
	Caudal de Gás (5 zonas)	Fluxo de gás por zona (m³/h).	Aumenta durante o aquecimento e estabiliza após.	Depende do perfil da ordem e da temperatura real.
6. Consumo de Gás e Setpoints				
	Consumo de Gás Totalizador [m³]	Volume acumulado de gás consumido.	Deve crescer de forma contínua durante a operação.	Soma dos valores parciais ao longo do tempo.
	Consumo de Gás Parcial [m³]	Volume consumido num intervalo específico.	Varia com a fase do processo (ex: maior no aquecimento).	Depende da curva de temperatura e das variáveis de combustão.
	Setpoints (Temperatura, Pressão...)	Valores alvo para controlo do processo.	Devem ser seguidos pelas variáveis correspondentes.	Definidos por tipo de produto e curva de

operação;
influenciam
todas as
variáveis
reais.

Integração de Valores de Referência (Setpoints)

No ecossistema de automação da linha de produção, os setpoints atuam como os limiares dinâmicos idealizados para assegurar a estabilidade das reações e a conformidade do ciclo de cozedura. À exceção das variáveis de pressão, dos caudais parciais e do totalizador de consumo de gás natural, todas as componentes operacionais monitorizadas neste estudo são parametrizadas a par com os seus respetivos valores de referência.

O cálculo sistemático do desvio absoluto entre a leitura instantânea do sensor e o seu setpoint correspondente constitui uma métrica enriquecedora para os algoritmos preditivos. Estes gradientes temporais funcionam como indicadores de inércia ou fadiga dos sistemas de controlo atuantes, isolando desvios onde o forno consome energia em excesso para tentar convergir com a curva de queima ideal.

Impacto das Variáveis Exógenas e Perturbações Térmicas

A modelação do forno de chacota não pode isolar o ativo do seu contexto de carga física. Foram, por isso, mapeados quatro fatores exógenos fundamentais que introduzem perturbações não lineares no balanço térmico do sistema:

- **Volume e Massa dos Lotes:** O gradiente dimensional das peças cerâmicas dita a inércia térmica do sistema. Um volume mássico superior exige taxas de transferência de calor mais elevadas por condução e radiação, traduzindo-se diretamente num incremento do consumo específico de combustível.
- **Humidade Inicial da Carga:** A água livre presente na pasta cerâmica à entrada do forno atua como um sumidouro energético. O processo endotérmico de evaporação atrasa o desenvolvimento das rampas de temperatura na zona de pré-aquecimento, gerando picos de consumo de gás natural para compensar a perda entálpica.
- **Disposição Geométrica nos Lotes:** A densidade e o arranjo espacial das peças influenciam diretamente o coeficiente de transferência de calor por convecção forçada. Distribuições heterogêneas geram caminhos preferenciais para os gases de combustão, resultando em assimetrias térmicas e ineficiências operacionais.
- **Inércia Térmica Residual do Refratário:** A energia térmica acumulada nas paredes refratárias do forno, decorrente de ciclos operativos imediatamente anteriores, condiciona o tempo de resposta do sistema. Esta carga residual pode amortecer ou amplificar a ação dos queimadores, tornando o controlo preditivo contínuo uma ferramenta indispensável face a sistemas de controlo puramente reativos.

3.2.1.2. Definição do Âmbito Operacional e das variáveis chave:

Na fase inicial de triagem do Dataset 2, procedeu-se a uma avaliação multicritério das variáveis disponíveis para identificar em quais domínios o esforço analítico geraria maior impacto na ecoeficiência da linha de produção. Por definição, a otimização de qualquer fluxo operativo industrial assenta em premissas transversais e consensuais, cujo benefício é imediato: a redução dos tempos de ciclo, o incremento da capacidade produtiva, a mitigação do consumo específico de combustível e a minimização de desperdícios físicos.

Contudo, face à granularidade dos dados disponíveis, determinou-se que o ganho ambiental mais imediato e passível de modelação robusta residia na otimização dinâmica dos caudais de gás natural. Consequentemente, o foco analítico da investigação foi afunilado, elegendo como variáveis críticas preditivas os caudais de gás e ar, em copresença com os perfis térmicos registados nas zonas de pré-aquecimento e aquecimento do forno de chacota.

3.2.1.3. Pré-processamento de Dados: Limpeza e Deteção Estatística de Outliers

Na preparação e análise do conjunto de dados, foi fundamental distinguir entre valores incorretos, como gralhas ou erros de registo, e valores extremos que, embora fora do intervalo considerado “normal”, podem representar fenómenos relevantes para o estudo. Desta forma, a simples eliminação de todos os outliers não seria adequada, uma vez que esses valores extremos, quando válidos, constituem pontos de interesse para compreender variações, anomalias ou comportamentos atípicos do processo em análise.

Para a deteção destes outliers foi utilizado o método do Intervalo Interquartil (IQR), que define os valores atípicos como aqueles que se situam fora do intervalo delimitado por $Q1 - (1,5 \times IQR)$ e $Q3 + (1,5 \times IQR)$. Esta metodologia permitiu identificar valores extremos de forma objetiva, suportada em medidas estatísticas e orientou a análise para a investigação destes pontos fora do comum, valorizando-os em vez de os excluir automaticamente.

Adicionalmente, o tratamento de dados em falta (*missing values*) decorrentes de falhas pontuais na aquisição ou transmissão dos sensores foi solucionado através do método de interpolação linear. Optou-se por esta abordagem em detrimento da eliminação sistemática de registos para salvaguardar a integridade e a continuidade cronológica da série temporal.

3.2.1.4. Segmentação de dados e Análise de Correlação

Após a fase de limpeza dos dados, a análise exploratória revelou a importância de segmentar o *dataset* com base numa variável crucial: o ‘Tipo de Curva’ aplicada na linha de produção. Esta descoberta, realizada através de uma inspeção visual aos dados, demonstrou que o comportamento das variáveis estava intrinsecamente ligado às características associadas a cada tipo de curva, nomeadamente à duração nominal definida para a marcha da carga, correspondendo aos regimes de 12h, 12h30, 13h e 16h, além do perfil indexado como “0.0h”, que identifica o regime para uma paragem programada do forno.

Optou-se por esta abordagem de segmentação em detrimento de uma técnica formal de *clustering*, pois permitiu isolar e analisar de forma mais precisa os padrões de comportamento dos dados, garantindo assim a coerência e a relevância das análises subsequentes.

Uma vez operacionalizada a segmentação, calculou-se a Matriz de Correlação de Pearson para cada subgrupo, atuando como um indicador macro de interdependência linear. Este instrumento foi basilar para diagnosticar a multicolinearidade no dataset, discriminando quais os canais de sensores que apresentavam redundância estatística (correlações próximas de +1 ou -1). Esta análise preliminar serviu, assim, de base para a seleção criteriosa das variáveis mais relevantes e para a formulação de hipóteses sobre os mecanismos que regem o processo térmico, assegurando maior robustez e coerência nas etapas analíticas subsequentes.

3.2.2. Modelação Temporal e Análise do Consumo de Gás

Neste bloco metodológico, concentra-se o escrutínio estatístico sobre o comportamento volumétrico e a variabilidade cronológica do gás natural, instituído como o principal recurso energético e fator de custo do processo industrial sob análise. A investigação desta componente é estruturada em múltiplas escalas temporais de observação, partindo da caracterização macroscópica da dispersão diária do combustível até à modelação micro-horária dos perfis de fluxo intradiários por zona. Esta decomposição distributiva permite não só isolar os padrões cíclicos de consumo, como também quantificar a densidade horária de anomalias operacionais, fundamentando o diagnóstico de eficiência do sistema de queima.

3.2.2.1. Caracterização do Consumo Diário

A análise do consumo de gás, entre novembro de 2023 e maio de 2024, teve como ponto de partida uma folha de cálculo com os consumos parciais e acumulados diários. Essa granularidade de dados é diferente dos demais, uma vez que as restantes variáveis foram registadas a cada 10 minutos. Para uma visualização aprofundada da distribuição do consumo, foi gerado um boxplot, uma ferramenta analítica de grande utilidade para a análise exploratória de dados. A escolha do boxplot permitiu uma visão rápida e completa da dispersão dos dados, facilitando a identificação da tendência central pela mediana e a dispersão dos dados através do intervalo interquartil. Esta abordagem permitiu a deteção de outliers, valores atípicos que merecem investigação, como picos de produção ou falhas inesperadas. A geração deste tipo de gráfico foi realizada com o auxílio de bibliotecas de visualização de dados como o Plotly, o que garantiu uma representação clara e detalhada dos dados para uma posterior e aprofundada interpretação dos resultados.

3.2.2.2. Perfis Horários do Consumo e Dinâmica por Zona

O caudal de gás representa uma variável de extrema relevância no contexto industrial, uma vez que está diretamente associada ao consumo de recursos energéticos e, conseqüentemente, aos custos operacionais da unidade fabril. Mais do que uma métrica

de custo, o caudal de combustível reflete a intensidade termocinética do processo, funcionando como um indicador indireto da cadência produtiva real do ativo em cada instante. A monitorização sistemática desta componente não só viabiliza a identificação de anomalias na combustão, como fornece o lastro empírico para propor estratégias de otimização energética.

Para diagnosticar a existência de padrões cíclicos ou flutuações de consumo ao longo do ciclo diário, foi realizada uma análise temporal detalhada com base nos dados dos caudais de gás de cada zona de aquecimento. A metodologia consistiu em calcular a média horária de cada variável, agrupando os dados de caudal por cada uma das 24 horas do dia. Este procedimento permitiu a criação de um gráfico de linhas, onde o eixo horizontal representa as horas do dia e o eixo vertical a média dos caudais de gás.

O propósito central foi isolar visualmente tendências cronológicas e avaliar se o consumo de combustível exhibe variabilidade significativa entre os turnos de trabalho laborais e os períodos noturnos. Esta modelação exploratória da estabilidade operativa é fundamental para correlacionar picos de consumo com alterações nos ritmos de introdução de carga ou com as perturbações térmicas ambientais discutidas anteriormente.

3.2.2.3. Avaliação Horária da Eficiência e Distribuição de Anomalias

De forma a mapear a estabilidade operacional ao longo do ciclo diário, procedeu-se à identificação de outliers, visando detetar janelas temporais de menor eficiência ou instabilidade térmica. Para garantir a coerência metodológica, a triagem estatística destes valores atípicos foi operacionalizada recorrendo à formulação do método IQR parametrizada na secção 3.2.3, isolando os registos que se afastavam significativamente do comportamento esperado para a série temporal.

O foco desta análise centrou-se exclusivamente no perfil operativo denominado "Curva 13". Esta decisão metodológica justifica-se pelo facto de este perfil ser o mais utilizado, funcionando como o padrão estatisticamente mais representativo do processo fabril. A variável escrutinada para a extração de anomalias foi o caudal de gás distribuído individualmente pelas cinco zonas do sistema de combustão.

O propósito central desta abordagem foi quantificar e agregar a ocorrência de outliers em janelas horárias estruturadas. Ao construir este perfil de densidade de anomalias por hora do dia, tornou-se possível desenhar o mapa de vulnerabilidade térmica do forno, evidenciando os períodos em que o sistema exhibe maior propensão para desvios operativos ou perdas de rendimento energético.

3.2.3. Dinâmica Térmica e Impacto Ambiental Externo

A presente secção é dedicada à modelação do perfil termodinâmico longitudinal do forno de chacota e à avaliação da sua estabilidade perante perturbações de origem interna e externa. O percurso analítico inicia-se com o desenvolvimento e parametrização de um algoritmo matemático automatizado, concebido para o isolamento e mapeamento cronológico de quebras de produção de forma agnóstica. De seguida, avalia-se a assinatura e a capacidade de retenção térmica das diferentes zonas físicas do

equipamento, integrando no modelo o impacto de variáveis climatológicas exógenas através da segmentação e contraste do binómio operativo diurno e noturno.

3.2.3.1. Apuramento de Quebras de Produção

No âmbito da monitorização e análise de dados industriais, é fundamental identificar anomalias que possam comprometer o normal funcionamento do processo produtivo, especialmente em variáveis críticas, como a temperatura de aquecimento. A presente análise utiliza esta variável como referência, com o objetivo de avaliar a existência de quebras na sua evolução temporal. O propósito desta extração é mapear retroativamente as pausas operacionais de forma agnóstica, permitindo o posterior cruzamento destes dados com os registos internos de manutenção da equipa técnica da unidade fabril para auditar as suas causas raiz.

A metodologia de deteção baseou-se no estabelecimento de um limiar estatístico dinâmico implementado em ambiente Python. Definiu-se como quebra de produção qualquer decréscimo acentuado em que um registo instantâneo de temperatura ficasse abaixo de dois desvios padrão face à média histórica do ativo.

Processou-se a matriz temporal sinalizando os índices exatos de início e término de cada anomalia, completando com a duração do evento. Por fim, o fluxo gerou uma camada de visualização cronológica onde as janelas temporais de quebra são delimitadas por marcadores cromáticos explícitos, facilitando o isolamento visual das paragens industriais.

3.2.3.2. Caracterização Térmica das Zonas de Aquecimento

A monitorização das variáveis TC_3 a TC_7, correspondentes às cinco zonas sequenciais que compõem o módulo de aquecimento do forno, teve como propósito decodificar o comportamento térmico do sistema ao longo do tempo. A avaliação destas variáveis durante as janelas de quebra previamente sinalizadas, permitiu traçar um diagnóstico aprofundado sobre a capacidade de retenção térmica do refratário.

Os perfis temporais revelaram uma progressão gradual, incremental e consistente dos valores de temperatura à medida que a carga transita das zonas iniciais TC_3 e TC_4 para as zonas de máxima intensidade térmica TC_6 e TC_7. Esta distribuição espacial valida a conformidade com a física do processo contínuo, onde o perfil de queima exige um fornecimento energético incremental para induzir as reações de vitrificação e consolidação da chacota cerâmica. Adicionalmente, esta modelação cronológica estabelece a base empírica para as etapas seguintes do capítulo, onde estas curvas térmicas reais serão confrontadas analiticamente com os respetivos setpoints de projeto.

3.2.3.3. Modelação do Binómio Dia/Noite e o Impacto térmico da Temperatura Ambiente

Esta secção estuda a correlação termodinâmica entre as flutuações da temperatura ambiente externa e a intensidade do esforço energético interno do forno. Sob o ponto de vista físico, a hipótese de partida assume que o decréscimo da temperatura ambiente introduz uma perturbação térmica negativa na envolvente do ativo, exigindo uma

compensação necessária (traduzida num incremento do caudal de gás) para sustentar as rampas de aquecimento programadas.

Para testar esta premissa, os dados do processo foram segmentados numa estrutura binária que distingue o período diurno (compreendido entre as 07:00h e as 19:00h) e o período noturno (das 19:00h às 07:00h). De forma a enriquecer o modelo com dados exógenos de elevada fiabilidade, integraram-se séries temporais de temperatura ambiente obtidas a partir de registos meteorológicos locais, validados especificamente para as coordenadas geográficas da unidade fabril.

O tratamento estatístico computou o cálculo da média, mediana e desvio padrão para cada subgrupo temporal. Esta agregação bivariada permitiu cruzar o comportamento da temperatura ambiente com as respostas térmicas das zonas de aquecimento TC_3 a TC_7 e as oscilações nos caudais de gás. Para a validação visual, as séries temporais foram projetadas recorrendo a uma codificação cromática binária diferenciada para os regimes diurno e noturno, simplificando a identificação de assimetrias sazonais e o diagnóstico do impacto ambiental na eficiência do ativo.

3.2.4. Diagnóstico de Lotes e Auditoria de Automação

Esta fase final operacionaliza a transição da escala contínua de monitorização temporal para uma lógica de discretização por lotes industriais, culminando na avaliação da qualidade do controlo automático do processo. O foco reside, inicialmente, na caracterização das ordens de produção através de *feature engineering*, capazes de quantificar a eficiência e a existência de lote de fabrico. Por fim, o fluxo analítico encerra-se com uma auditoria rigorosa dos desvios dinâmicos entre as medições reais dos sensores e os respetivos setpoints de projeto, delimitando as janelas de vulnerabilidade do sistema de automação e as oportunidades latentes de intervenção.

3.2.4.1. Segmentação por Ordens de Produção e Variáveis Derivativas

A análise das Ordens de Produção (OP) visa discretizar o histórico operacional contínuo do forno em lotes industriais delimitados, avaliando a distribuição temporal e a estabilidade de cada ciclo de fabrico. Sob a ótica físico-química do processo, cada ordem de trabalho encontra-se estritamente vinculada a uma única tipologia de curva térmica, variável esta que governa as taxas de aquecimento, os patamares de permanência e as velocidades de arrefecimento desenhadas especificamente para a composição e de cada produto cerâmico.

Para decodificar estas dinâmicas e enriquecer a matriz analítica, incorporou-se a extração computacional de duas variáveis derivativas (*feature engineering*): a Duração Real da OP e o Número de Lotes Equivalentes. O cálculo da Duração Real $D(real)$, computado em minutos, foi operacionalizado através da diferença cronológica entre os registos telemétricos de término $t(fim)$ e de início $t(início)$ indexados a cada ordem de fabrico, formando a equação (1).

$$D(real) = t(fim) - t(início) \quad (1)$$

Em paralelo, cada ordem de produção está associada a uma duração teórica padrão $D(teórica)$, estabelecida pelas restrições metalúrgicas e técnicas do produto (designadamente, matrizes temporais de referência de 12h, 12h30, 13h ou 16h). Ao comparar o $D(real)$ e $D(teórica)$ formulou-se a hipótese de que desvios positivos significativos indiciariam a repetição contínua do ciclo de queima sob a mesma ordem de trabalho, frequentemente como resposta a pedidos de maior volume logístico da mesma tipologia de produto.

Com base nesta premissa, parametrizou-se a variável Número de Lotes $N(lotes)$ como o quociente inteiro da relação temporal, explicitando a multiplicidade de "remessas" processadas sequencialmente na linha de produção, expressado na equação (2):

$$N(lotes) = \left(\frac{D(real)}{D(teórica)} \right) \quad (2)$$

A modelação destas componentes derivadas isola novos vetores de análise para os modelos de eficiência. Ao cruzar a componente temporal e a multiplicidade de lotes com o integral do volume de gás consumido e com os caudais médios registados em cada janela operativa, torna-se exequível parametrizar índices robustos de ecoeficiência específica por lote.

3.2.4.2. Análise Estrutural do Volume de Produção Anual

A caracterização do volume físico processado baseou-se nos registos agregados de produção diária entre janeiro e dezembro de 2024. Devido a restrições de centralização logística destes inventários, esta variável apresenta uma granularidade diária que contrasta com a alta frequência (10 minutos) das restantes. Para traçar a linha de base operativa da fábrica, a metodologia focou-se na identificação de padrões temporais e sazonais, avaliando as flutuações ao longo do ano, o comportamento no inverno versus verão e o impacto do calendário semanal no fluxo de carga. Complementarmente, o cruzamento bivariado entre o volume diário e o consumo de gás através de diagramas de dispersão permitiu avaliar a linearidade desta relação e isolar desvios práticos, como dias de baixa produção com elevado consumo de combustível. Esta abordagem torna possível identificar numericamente comportamentos fora do ciclo regular, tais como arranques da linha de produção, paragens de manutenção ou o forno em vazio, onde a inércia térmica exige a queima contínua de combustível para a preservação estrutural do ativo.

3.2.4.3. Exploração de Desvios dos setpoints

Esta etapa foca-se no escrutínio dos valores de referência (setpoints) estipulados para o sistema de automação, avaliando o grau de alinhamento e conformidade face às medições reais obtidas pelos sensores em regime dinâmico. Esta auditoria é basilar para aferir a robustez e a eficácia das malhas de controlo automático, bem como para isolar desvios sistemáticos que induzam ineficiências térmicas ou instabilidades no perfil de cozedura.

A metodologia consistiu no cálculo sistemático do desvio percentual instantâneo $e\%(t)$ para cada variável monitorizada, quantificando a magnitude relativa do erro de controlo através da seguinte formulação (3):

$$e\%(t) = \frac{X_{real}(t) - X_{setpoint}(t)}{X_{setpoint}(t)} \cdot 100 \quad (3)$$

As matrizes de desvio resultantes foram mapeadas através de tabelas comparativas e perfis cronológicos estruturados em Python. Através deste processamento, concentrou-se o foco analítico nas variáveis que exibiam maior discrepância face às metas nominais, com uma atenção redobrada aos regimes transitórios que antecedem e sucedem as quebras de produção. Estes instantes críticos constituem janelas onde a capacidade de rejeição de perturbações e a parametrização dos controladores desempenham um papel decisivo na estabilização térmica do ativo. Nos cenários onde se detetaram desvios crónicos ou histereses acentuadas, procedeu-se ao diagnóstico das causas físicas e das limitações da lógica de controlo, evidenciando oportunidades latentes onde a calibração precisa dos setpoints se traduziria em ganhos imediatos de ecoeficiência.

3.3. Resumo do capítulo

O presente capítulo descreveu, de forma sistemática e estruturada, o fluxo metodológico concebido para a engenharia, pré-processamento e exploração de dados desta dissertação, assegurando o rigor necessário na transição entre os registos brutos e a modelação dos mesmos. A abordagem empírica dividiu-se em dois conjuntos de dados complementares, onde o Dataset 1 funcionou como uma base de validação preliminar focada em três unidades fabris, essencial para consolidar a sensibilidade sobre a interdependência dos parâmetros térmicos e testar algoritmos de agrupamento não supervisionado (*K – Means*). Por sua vez, o Dataset 2 constituiu o núcleo analítico principal da investigação, centrando-se na modelação avançada e no diagnóstico termofísico de um forno industrial de chacota.

O fluxo de trabalho aplicado ao caso de estudo principal obedeceu a uma cadeia sequencial de tarefas lógicas. O ciclo iniciou-se com a identificação e classificação funcional das variáveis, progredindo para o pré-processamento focado na deteção estatística de outliers através do método IQR. De forma a respeitar a física do processo, implementou-se uma segmentação baseada em regimes operativos por tipos de curva, mitigando a multicolinearidade através de matrizes de correlação de Pearson.

A subsequente análise de séries temporais operacionalizou um algoritmo automatizado para o apuramento cronológico de quebras de produção, validando o comportamento térmico do forno e identificando os perfis de consumo intradiários de gás natural. Adicionalmente, quantificou-se o impacto térmico externo decorrente das flutuações da temperatura ambiente através de uma modelação dia/noite, expandindo a interpretabilidade do sistema através do enriquecimento de dados operacionais com as variáveis de ordens de produção referentes à Duração Real e ao Número de Lotes. Por

fim, a auditoria dinâmica dos desvios de setpoints permitiu avaliar a estabilidade dos sistemas de controlo automático e delimitar as janelas de vulnerabilidade do processo.

Em suma, as metodologias e os algoritmos implementados ao longo deste capítulo constituem uma infraestrutura robusta de Ciência de Dados Aplicada, fornecendo a validação estatística e o conhecimento prático indispensáveis para sustentar os modelos preditivos e de otimização que serão apresentados nas etapas seguintes desta dissertação.

Capítulo 4

4 Experiências e Resultados

O presente capítulo tem como objetivo apresentar e discutir os principais resultados obtidos. Partindo da segmentação e do tratamento dos dados, serão comparados e interpretados os padrões, tendências e anomalias identificados nas variáveis de interesse.

Será dada particular atenção à forma como os resultados se relacionam com os objetivos do projeto, nomeadamente a identificação de oportunidades de otimização de processos e de criação de valor para o cliente. As visualizações provenientes da aplicação desenvolvida serão utilizadas para ilustrar de forma clara e objetiva as descobertas, permitindo uma compreensão aprofundada da dinâmica produtiva e das conclusões críticas extraídas da análise. Este capítulo constitui o culminar da fase prática do trabalho, traduzindo o conhecimento obtido a partir dos dados em *insights* acionáveis para a indústria cerâmica.

4.1. Resultados dataset 1

Este segmento apresenta os resultados do estudo exploratório realizado com o primeiro conjunto de dados. Conforme mencionado na metodologia, este exercício teve um propósito didático e serviu para a familiarização com os dados do setor cerâmico. Este bloco inicial permitiu mapear os perfis de consumo e comportamento térmico de diferentes equipamentos, de diferentes empresas, validando os algoritmos de computação estatística e de agrupamento não supervisionado antes da sua aplicação ao caso de estudo principal. A exploração destas matrizes foi centralizada numa interface interativa desenvolvida para agilizar o diagnóstico visual e a extração de correlações estruturais.

4.1.1. Interface da Aplicação Interativa

A Figura 5 mostra o ecrã inicial da aplicação, no qual o utilizador dispõe de seis opções: cinco dedicadas às diferentes análises e uma à gestão da sessão. A seleção é efetuada através da introdução do número correspondente à opção desejada, o que conduz à geração automática da análise respetiva. Nas secções seguintes, são apresentados e discutidos os resultados produzidos por cada uma destas opções.

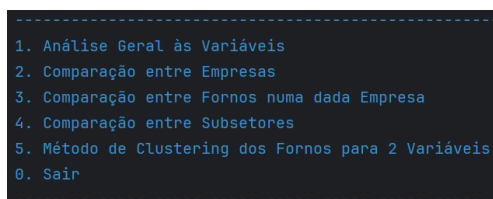


Figura 5. Interface da aplicação.

4.1.2. Análise Geral de Correlações Intervariável

A Figura 6 apresenta a matriz de correlação entre as variáveis analisadas, permitindo identificar as relações mais significativas entre os parâmetros que influenciam o desempenho térmico do processo.

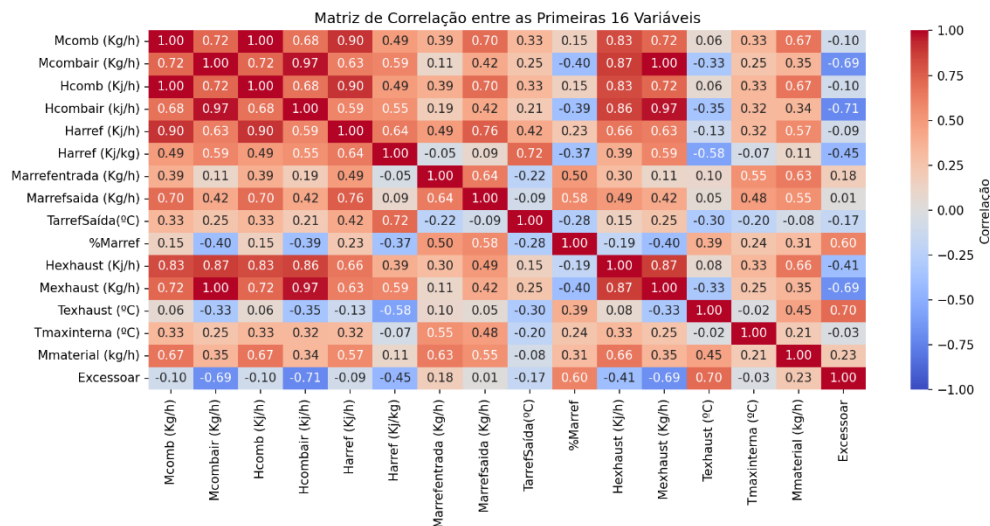


Figura 6. Matriz de correlação 1 Dataset

A análise da matriz revela que as variáveis Mcomb (Kg/h), Mcombair (Kg/h) e Hcomb (KJ/h) apresentam uma forte correlação positiva, o que indica que o aumento no consumo de combustível e no ar fornecido ao forno resulta diretamente num aumento no calor gerado pela combustão. De forma similar, as variáveis relacionadas ao sistema de arrefecimento, como Harref (KJ/h) e Harref (KJ/kg), estão fortemente correlacionadas com o fluxo de ar de arrefecimento, o que sugere que a quantidade de ar que passa pelo sistema tem uma relação direta com a capacidade de absorção de calor do ar.

Por outro lado, a variável Excessoar apresenta uma correlação negativa com várias variáveis relacionadas ao calor gerado, como Hcomb (KJ/h) e Harref (KJ/h), sugerindo que o aumento do excesso de ar diminui a eficiência do processo de combustão e de absorção térmica. Isso ocorre porque o excesso de ar pode diluir o calor gerado, tornando o processo menos eficiente. As variáveis de temperatura, como Tmaxinterna (°C) e Texhaust (°C), mostram correlações moderadas com as variáveis de calor, indicando que as temperaturas internas do forno e dos gases de exaustão têm uma relação com a eficiência térmica geral do sistema.

Além disso, a correlação fraca ou inesperada entre Mmaterial (Kg/h) e Excessoar sugere que a quantidade de material processado não está diretamente associada ao excesso de ar, o que pode ser um aspeto importante para uma investigação mais aprofundada.

4.1.3. Estudo Comparativo de Eficiência Energética Global

A Figura 7 expõe o comportamento do Consumo Energético Específico através da razão entre o calor gerado pela combustão e a massa de material processado, permitindo avaliar a eficiência termodinâmica global de cada unidade fabril integrada no dataset. Sob o ponto de vista físico, este indicador quantifica a quantidade de calor necessária para processar uma unidade de massa de produto, pelo que patamares inferiores no eixo Y traduzem uma maior eficiência energética.

A análise comparativa revela assimetrias operacionais profundas entre as organizações. A Empresa E regista o melhor desempenho termodinâmico absoluto, apresentando a distribuição mais baixa e compacta, com uma mediana próxima dos 3000 kJ/kg, o que indicia um processo altamente otimizado e uniforme. Num patamar de eficiência também favorável posiciona-se a Empresa B, exibindo uma distribuição estreita com mediana em torno de 4100 kJ/kg e ausência de dispersão extrema, o que reflete estabilidade e controlo operacional bem consolidado.

Em contraponto, a Empresa A, embora demonstre uma excelente consistência e previsibilidade traduzida pela amplitude interquartil mais estreita do gráfico, opera num plateau de consumo específico superior, com mediana fixa nos 5800 kJ/kg. O cenário de maior instabilidade manifesta-se nas Empresas C e D. A Empresa C, além de apresentar uma eficiência média inferior, exhibe uma variação considerável nos seus quartis, sinalizando flutuações frequentes no rendimento do processo.

Por fim, a Empresa D destaca-se como o caso de estudo mais crítico em termos de variabilidade: embora a sua mediana se situe próxima dos 6000 kJ/kg (alinhada com a Empresa A), a sua média, representada pelo marcador circular, sofre um desvio severo para os 8500 kJ/kg. Esta divergência acentuada entre a média e a mediana comprova uma forte assimetria positiva na distribuição, provocada por períodos prolongados de operação com consumos de combustível excessivos para a carga processada, tipificando ineficiências em regimes transitórios ou condições anómalas de laboração.

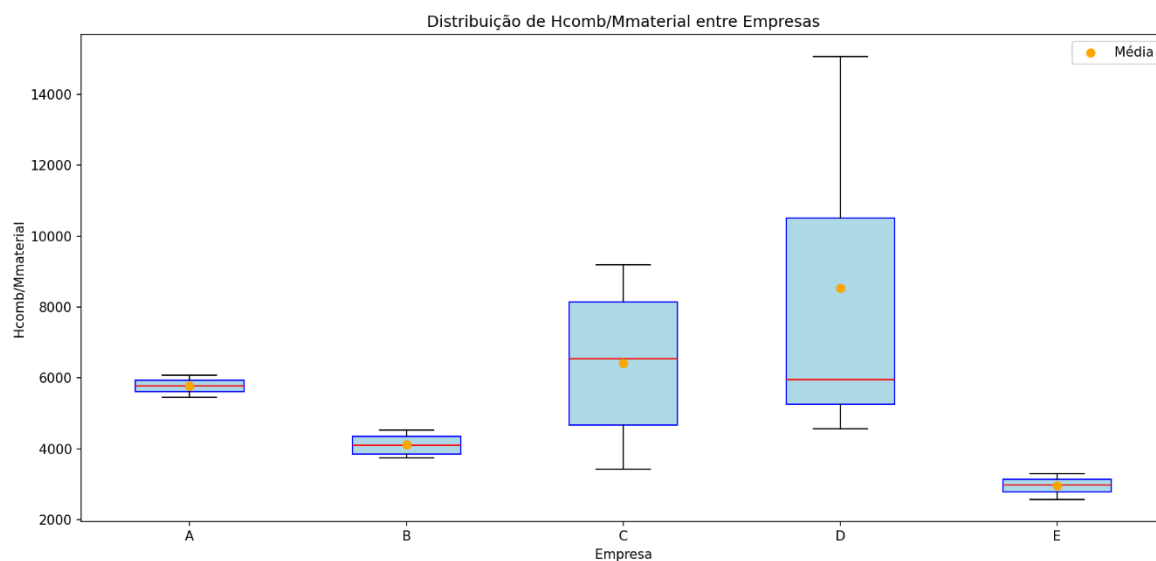


Figura 7. Eficiência térmica por empresa.

4.1.4. Análise de Representatividade Energética por Ativo

A Figura 8 revela que o forno E1-2 tem a maior participação no consumo total de combustível, com 39,4%, o que corresponde a 108,8 Kg/h. O forno E2-2 segue com 27,7%, consumindo 76,6 Kg/h, enquanto os fornos E2-1 e E1-1 possuem participações menores, com 16,5% e 16,4%, representando consumos de 45,6 Kg/h e 45,4 Kg/h, respetivamente. Este gráfico permite visualizar claramente a distribuição desigual do consumo de combustível entre os fornos da empresa, com o forno E1-2 destacando-se como o maior responsável pelo consumo. Isso pode indicar um desempenho mais intensivo deste forno, o que poderia ser um ponto de análise para otimizar o processo e reduzir o consumo, se necessário.

Peso de cada forno no total da empresa (E) para Mcomb (Kg/h)

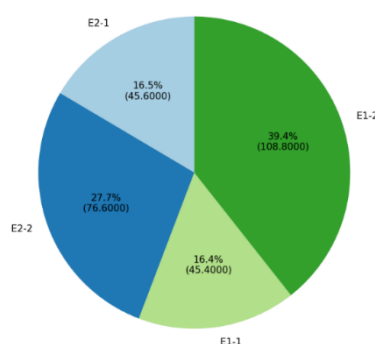


Figura 8. Comparação entre fornos da mesma empresa.

4.1.5. Análise Comparativa da Dissipação Térmica por Subsetor

A Opção 4 da interface automatiza o agrupamento setorial para avaliar a eficiência do aproveitamento energético através da razão entre as perdas de calor e o calor gerado pela combustão. Este indicador quantifica a fração da energia gerada na combustão que é dissipada por perdas estruturais, gases de exaustão ou radiação, funcionando como uma métrica direta de ineficiência térmica.

A Figura 9 revela uma clara diferença nas perdas de calor entre os subsetores. O subsetor Utilitária e Decorativa apresenta a maior média de perdas, com 16.89, indicando que este subsetor tem uma maior ineficiência em termos de calor utilizado. Esta fragilidade térmica é justificada pela natureza operacional do segmento, caracterizado por lotes menores e geometrias heterogêneas de produto. Estas condições exigem a utilização frequente de fornos intermitentes, cujos ciclos sucessivos de aquecimento e arrefecimento geram elevadas perdas por inércia térmica estrutural.

Em contrapartida, os subsetores de Sanitários e de Pavimento e Revestimento demonstram patamares de eficiência significativamente superiores. Esta estabilidade térmica decorre do predomínio de fornos contínuos (como fornos túnel ou de rolos) nestas linhas de fabrico.

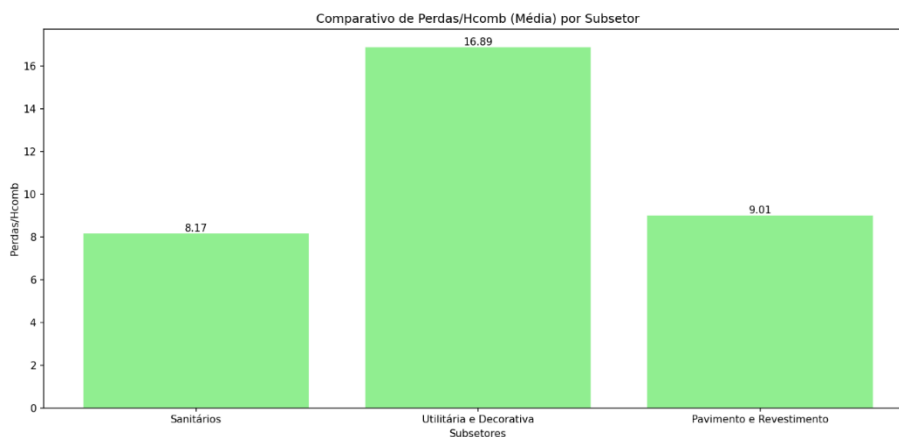


Figura 9. Gráfico comparativo das perdas de calor entre setores.

4.1.6. Segmentação de Perfis Operativos: Método clustering

O algoritmo K-Means foi utilizada para identificar e agrupar túneis com características de combustão semelhantes, com base nas variáveis Mcomb (Kg/h) e Mcombair (Kg/h).

Para fundamentar a arquitetura do modelo, determinou-se previamente o número ótimo de agrupamentos através da Regra do Cotovelo (Elbow Method), cujo comportamento da inércia estatística é ilustrado na Figura 10. O ponto de inflexão da curva fixa-se claramente em $n=3$ clusters. A escolha deste limiar justifica-se matematicamente pelo facto de a taxa de decréscimo da inércia intracluster (soma dos quadrados dos desvios internos) estabilizar significativamente a partir deste valor, estabelecendo o compromisso ideal entre a maximização da compactação geométrica dos grupos e a parcimónia do modelo preditivo.

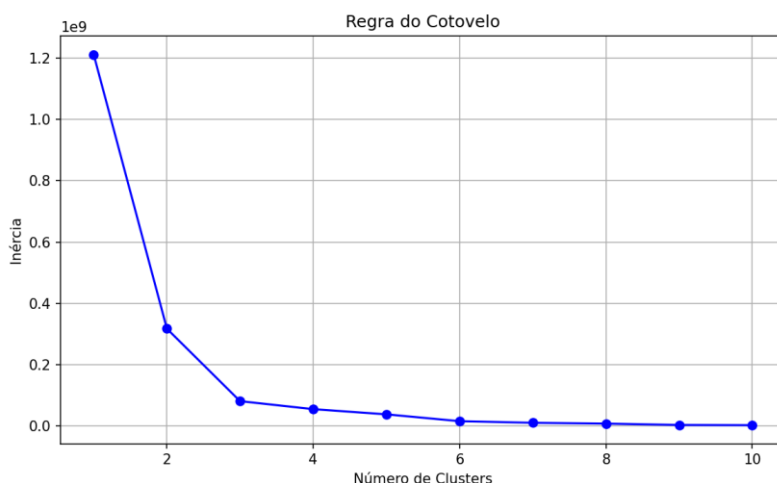


Figura 10. Aplicação da Regra do Cotovelo na identificação do número ótimo de clusters.

O resultado desta análise revelou a existência de três perfis distintos entre os túneis, os quais foram visualizados graficamente na Figura 11. O primeiro cluster, localizado na parte inferior esquerda, é composto por túneis com os menores valores em ambas as variáveis, representando um perfil de baixa combustão. O segundo cluster agrupa os túneis com valores médios a elevados para ambas as variáveis, indicando um perfil de média-alta combustão. Por fim, o terceiro cluster é formado pelos túneis que registaram os valores mais altos, tanto em massa de combustível como de ar de combustão, caracterizando-os como o grupo de elevada combustão. Esta segmentação quantitativa, demonstrada na Figura 11, é fundamental para a compreensão da heterogeneidade do parque industrial e serve como base para o desenvolvimento de estratégias de otimização de processo direcionadas a cada grupo.

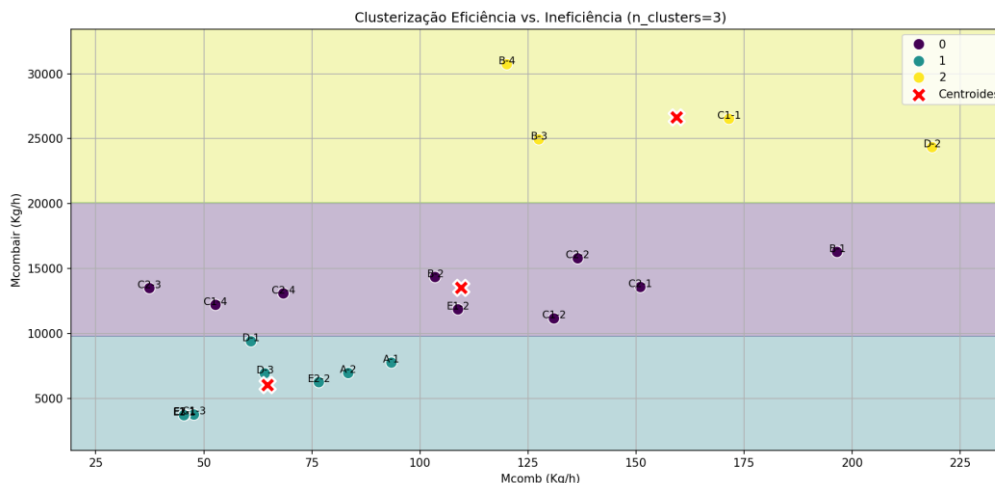


Figura 11. Clusterização segundo eficiência e consumo de combustível.

4.2. Resultados da análise exploratória ao dataset 2

Este segmento apresenta os resultados do estudo exploratório realizado com o segundo conjunto de dados. A sua apresentação seguirá a ordem das tarefas que constituem a Tabela 9, como já foi mencionado anteriormente.

A apresentação destes resultados tem como principal objetivo ilustrar as conclusões mais relevantes retiradas desta análise exploratória.

4.2.1. Tratamento de Dados e Isolamento de Regimes Operacionais

Para estabelecer uma base analítica fiável, o estudo foca-se, numa primeira fase, no diagnóstico de filtragem e na validação física de potenciais anomalias e valores atípicos. Complementarmente, exploram-se as interdependências lineares das variáveis através de uma matriz de correlação de Pearson, garantindo que a dinâmica operacional avaliada a partir de dados previamente tratados.

Os boxplots apresentados, na Figura 12, ilustram graficamente a deteção de valores extremos nas temperaturas de aquecimento, os quais merecem uma atenção especial no estudo, em vez de serem simplesmente eliminados. A distribuição está carregada de valores atípicos, que não devem ser encarados como meros erros, mas sim como indicadores de situações operacionais que requerem investigação. A sua análise permite identificar a origem desses comportamentos e, se necessário, propor medidas de retificação, o que se traduz em oportunidades de melhoria no processo. A eliminação destes dados resultaria numa perda significativa de informação, comprometendo a capacidade de otimizar a operação e a sua eficiência.

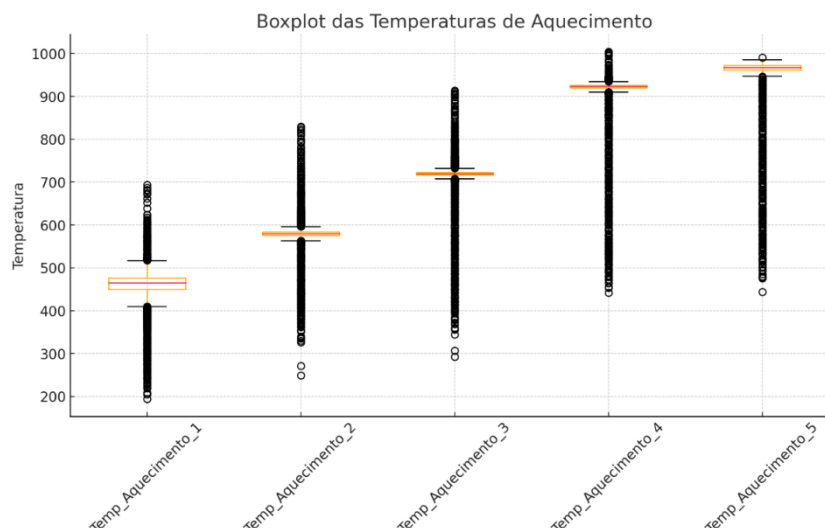


Figura 12. Boxplot das 5 zonas de aquecimento com foco nos outliers.

Também foi possível identificar a presença de valores anómalos na variável "razão de mistura". Recorda-se que a razão de mistura corresponde à relação entre o caudal de ar e o caudal de gás no sistema, representando uma relação física expressa, por norma, em unidades de fluxo como m^3/h . No entanto, não é fisicamente plausível que esta relação assuma valores negativos, dado que ambos os caudais correspondem a grandezas físicas positivas num sistema operacional em condições normais. A presença de valores negativos na variável "razão de mistura" indica, portanto, um erro nos dados. Nesse sentido, procedeu-se à remoção desses valores do conjunto de dados, de forma a garantir a integridade e coerência das análises subsequentes.

Adicionalmente, um dos traços estatísticos mais relevantes do gráfico reside na extrema compactação das amplitudes interquartis, o que comprova que o ativo opera sob um regime estacionário nominal altamente estável e controlado na maior parte do horizonte cronológico.

A validação das interdependências lineares entre estas variáveis foi realizada através do cálculo da matriz de correlação de Pearson, parametrizada especificamente para a Curva 13.0 por se tratar do perfil mais representativo. No domínio da atuação dos fluxos, observa-se uma correlação positiva forte de 0.86 entre a percentagem de abertura da válvula de ar (%ab_valv_ar_aq) e o correspondente caudal de ar (caudal_ar). Este índice revela-se superior ao registado no vetor do combustível, onde a abertura da válvula de gás (%ab_valv_gas) exibe uma correlação de 0.67 com o seu respetivo caudal. Esta assimetria indica que o sistema de admissão de ar opera sob uma resposta dinâmica mais linear, ao passo que o fluxo de gás natural é influenciado de forma mais acentuada pela pressão mecânica da linha. Esta hipótese é confirmada pela correlação quase unitária de 0.93 entre o caudal de gás e a variação da pressão de gás (var_pr_gas), evidenciando que a entrega de massa combustível está fortemente condicionada pela estabilidade pneumática da rede de alimentação interna da fábrica.

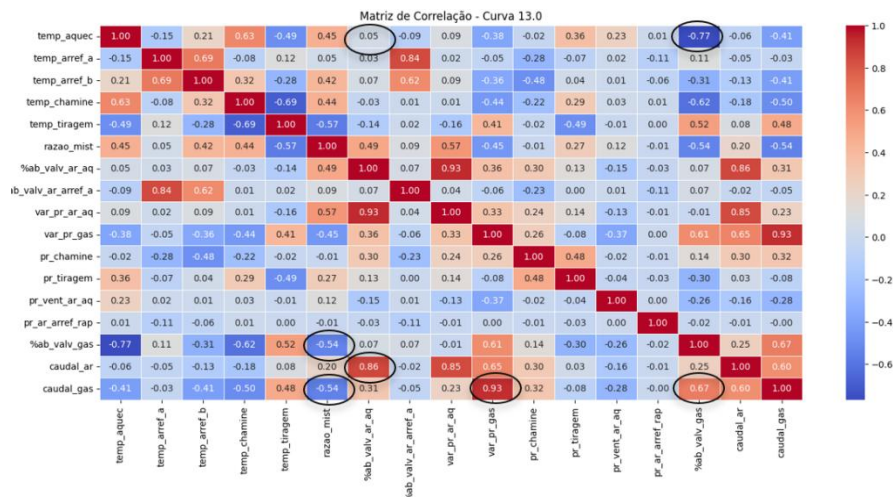


Figura 13. Matriz correlação Dataset 2.

No que concerne ao comportamento térmico, destaca-se a ausência de correlação linear ($r = 0.05$) entre a abertura da válvula de ar e a temperatura de aquecimento, contrastando com a forte correlação negativa de -0.77 verificada entre a temperatura e a abertura da válvula de gás. Na prática industrial, esta relação inversa mostra o sistema automático do forno a trabalhar para manter a estabilidade do processo. O comportamento funciona como um mecanismo de compensação: quando a temperatura real do forno sobe e ultrapassa o alvo definido, o autômato reage imediatamente e fecha parcialmente a válvula de gás para evitar o sobreaquecimento. Se a temperatura cair, o sistema faz o oposto e expande a abertura para dar mais potência aos queimadores. Como estas duas variáveis se movem sempre em sentidos opostos, a estatística traduz essa dinâmica operacional como uma correlação estritamente inversa.

A mesma lógica prática explica a quebra na razão de mistura (razao_mist), que apresenta uma correlação negativa moderada de -0.54 com os parâmetros do combustível. Quando o forno deteta uma perda de calor e precisa de recuperar a temperatura rapidamente, a programação do sistema prioriza o aumento imediato do caudal de gás natural. Como a admissão de ar não acompanha este disparo inicial à mesma velocidade, a câmara fica temporariamente com uma mistura mais rica em combustível. É precisamente este compasso de espera transiente que faz com que a proporção matemática entre os dois fluidos balance e registre uma descida momentânea até o processo restabelecer o equilíbrio nominal da queima.

4.2.1.1. Identificação curva de descida

A análise do comportamento do forno permitiu identificar a existência de uma assinatura térmica específica, designada como curva de descida (identificada como Curva 0), que ocorre de forma concomitante com as quebras ou interrupções do processo produtivo. A identificação isolada deste padrão tornou-se um passo metodológico essencial para evitar a distorção dos indicadores térmicos nominais. Consequentemente, o conjunto de dados principal foi particionado em duas matrizes independentes: uma dedicada exclusivamente aos regimes de operação nominal, que englobam as curvas de

marcha de 12.0, 12.5, 13.0 e 16.0 horas, e outra focada no acompanhamento do regime de paragem ou desaceleração do ativo.

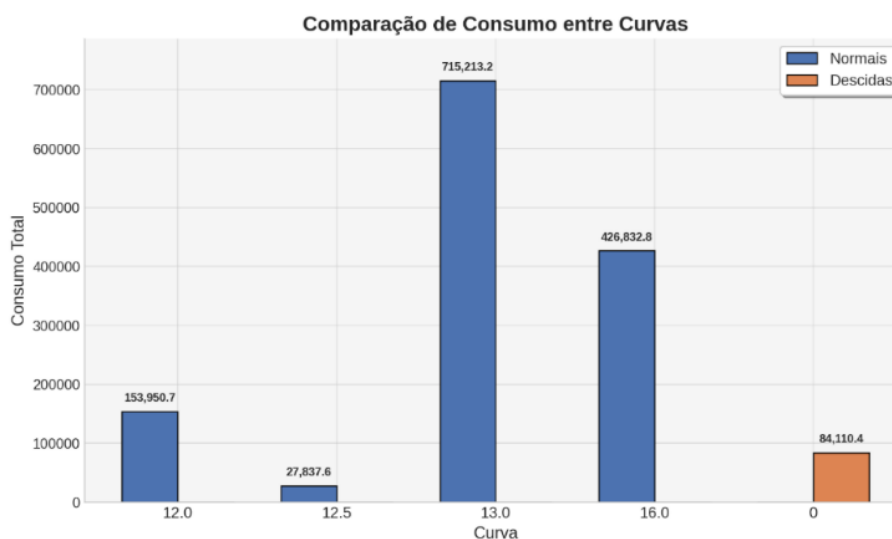


Figura 14. Consumo de cada curva no processo produtivo.

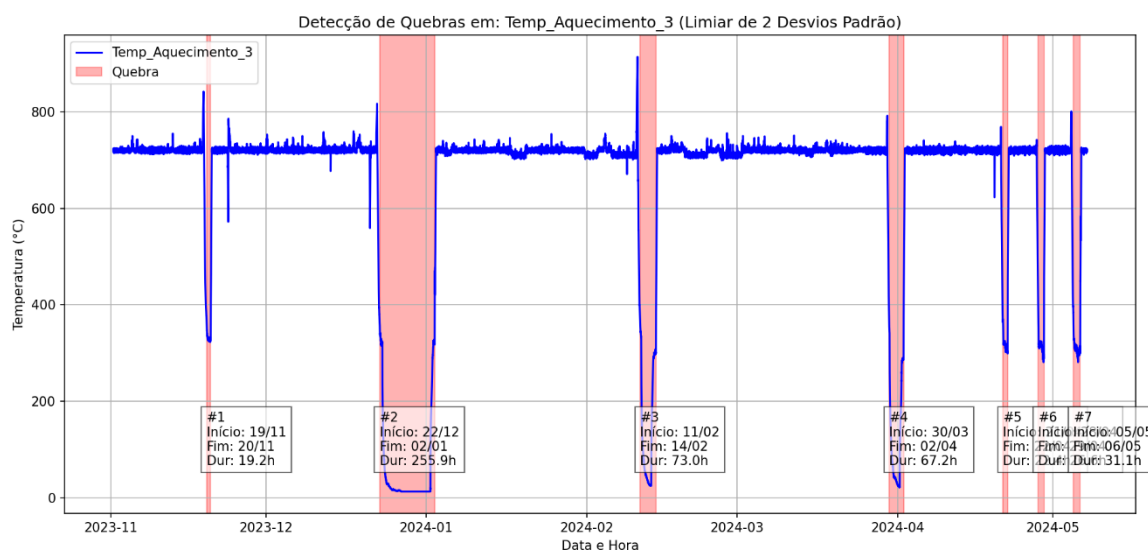
O balanço do consumo acumulado de combustível por tipologia de curva, ilustrado na Figura 14, valida a relevância desta segmentação operativa. Os dados revelam que a Curva 13.0 representa o principal motor de procura energética do forno, acumulando um consumo superior a 715 213 unidades, o que confirma o seu estatuto como o regime padrão e mais representativo da atividade fabril, seguido pela Curva 16.0 com 426 832 unidades. Em contrapartida, as curvas 12.0 e 12.5 registam uma expressão menor no cômputo anual, embora o seu comportamento estatístico bivariado se alinhe com os padrões normais de queima, justificando a sua manutenção no bloco de dados operacionais estáveis.

O aspeto mais crítico do perfil distributivo reside na caracterização da Curva 0. Apesar de estar associada a períodos de interrupção produtiva, esta fase de descida regista um consumo significativo de 84 110,4 unidades de combustível. No contexto da engenharia cerâmica, este consumo residual não traduz uma atividade útil de cozedura, mas sim a necessidade imperativa de manter uma queima controlada durante as paragens. Dada a elevada inércia térmica do forno, a redução de temperatura deve seguir uma rampa suave para mitigar o risco de choque térmico estrutural e preservar a integridade do revestimento refratário do ativo. Este perfil evidencia que os períodos de quebra produtiva carregam um custo energético substancial, emergindo como alvos prioritários para o desenvolvimento de estratégias de isolamento ou de otimização de paragens programadas.

4.2.1.2. Identificação de Interrupções Operacionais

A aplicação do algoritmo de detecção de quebras à variável Temp_Aquecimento_3, parametrizado com um limiar estatístico de dois desvios-padrão, permitiu isolar cronologicamente sete interrupções operacionais ao longo do horizonte temporal monitorizado, conforme ilustrado na Figura 15. O primeiro evento registou-se a 19 de novembro de 2023, com uma paragem contida de 19,2 horas. O episódio mais crítico manifestou-se entre 22 de dezembro de 2023 e 2 de janeiro de 2024, totalizando 255,9 horas (superior a 10 dias) de desativação. O modelo identificou ainda duas paragens de longa duração entre 11 e 14 de fevereiro (73,0 horas) e de 30 de março a 2 de abril (67,2 horas), culminando com uma sucessão de três eventos de menor curso no início de maio de 2024, com durações de 22,2, 27,2 e 31,1 horas.

Figura 13. Período em atividade demonstrado pela variável temp_aquecimento_3.



O cruzamento sistemático destes marcos temporais com o calendário civil revela um alinhamento direto entre as paragens detetadas pelo algoritmo e os períodos festivos ou feriados nacionais, designadamente o encerramento de Natal e Ano Novo (evento 2), o Carnaval (evento 3), a Páscoa (evento 4) e o Dia do Trabalhador (eventos 5, 6 e 7). Esta correlação cronológica afasta o cenário de avarias catastróficas imprevistas, confirmando que estas paragens correspondem a paragens planeadas de cariz estratégico ou para manutenção programada. Sob a perspetiva da auditoria industrial, esta calendarização automatizada constitui uma ferramenta de validação objetiva para cruzar com os diários de produção e os relatórios de qualidade da fábrica, assegurando o controlo sobre o histórico real de laboração do ativo.

A análise do comportamento das curvas expõe um fenómeno termofísico relevante: o perfil de decaimento térmico varia de forma proporcional à duração do evento. Nas paragens prolongadas, a temperatura aproxima-se do mínimo absoluto. Contudo, nas interrupções de menor curso ocorridas em maio, a curva sofre uma inflexão descendente visível, mas estabiliza numa faixa térmica residual significativamente acima da temperatura ambiente. Embora possam ser equacionadas hipóteses como falhas parciais de regulação ou ações corretivas precoces por parte dos operadores, o comportamento dinâmico do

ativo demonstra que a elevada inércia térmica do revestimento refratário do forno é o fator determinante para esta resiliência. A capacidade de retenção de calor da estrutura desacelera a perda de energia quando a alimentação de combustível é interrompida numa câmara isolada. Esta assinatura física comprova que janelas de paragem inferiores a 31 horas preservam o potencial térmico do refratário, mitigando o choque térmico estrutural e reduzindo drasticamente o consumo de combustível necessário no posterior arranque para o restabelecimento do regime nominal.

4.2.2. Análise do Perfil Térmico Longitudinal e Consumo Dia vs Noite

O comportamento termofísico do forno ao longo das suas diferentes secções foi avaliado através do mapeamento contínuo dos variáveis TC3 a TC7. Como ilustrado na Figura 16, os dados revelam um gradiente térmico longitudinal bem delineado e coerente com a física de um forno contínuo de cozedura cerâmica. As zonas iniciais (TC3 e TC4) operam como uma etapa de pré-aquecimento, registando patamares mais contidos entre os 400°C e os 600°C. À medida que o fluxo avança para o miolo do equipamento, verifica-se uma progressão incremental e controlada da energia térmica, culminando nas zonas de queima principal TC5, TC6 e TC7), onde as temperaturas ultrapassam os 800°C e atingem o pico nominal próximo dos 1000°C no termopar TC7. Esta distribuição espacial estável confirma a eficácia do isolamento e o cumprimento da curva de marcha projetada para assegurar as transformações necessárias durante a cozedura do material.

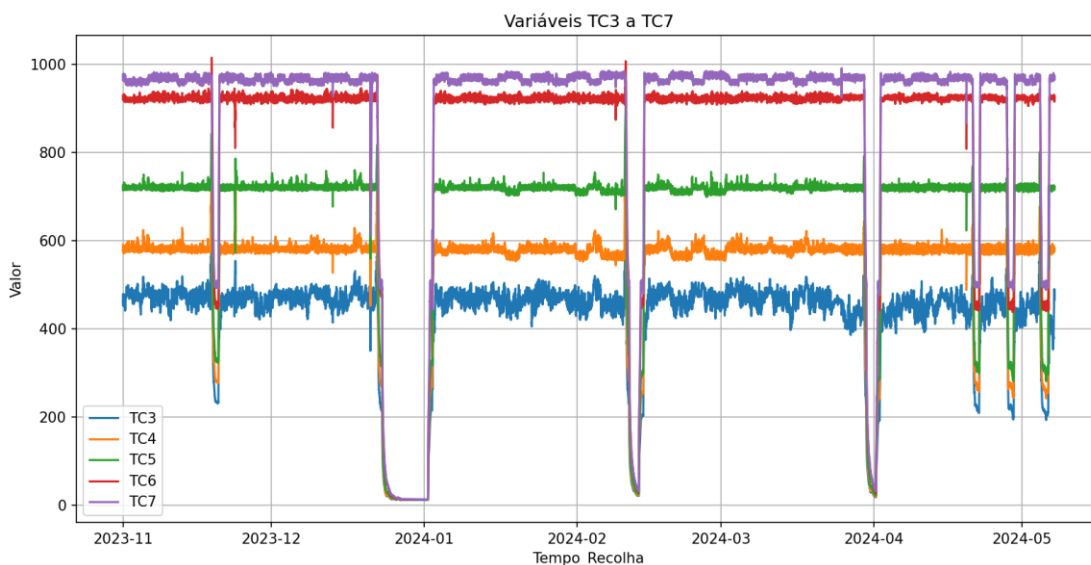


Figura 14. Comportamento das variáveis de aquecimento no período em análise.

Contudo, este regime estável é interrompido por perturbações dinâmicas severas no último terço do período analítico. A análise detalhada da Figura 17 isola uma instabilidade crónica localizada na zona inicial TC3, assinalada com um círculo vermelho no período imediatamente anterior à paragem de abril. Ao contrário dos termopares de alta temperatura, que mantêm a linearidade, o perfil de TC3 exhibe flutuações erráticas e uma perda sustentada de potencial térmico. Sob a perspetiva da dinâmica de fluidos industrial, este comportamento indica uma vulnerabilidade na zona de admissão do forno, tipicamente causada por infiltrações de ar falso ou desequilíbrios na tiragem da chaminé

de exaustão. Esta oscilação atua como um indicador antecedente de falha, demonstrando que os transientes térmicos começam por desestabilizar as zonas de menor inércia térmica antes de afetarem o núcleo de queima.

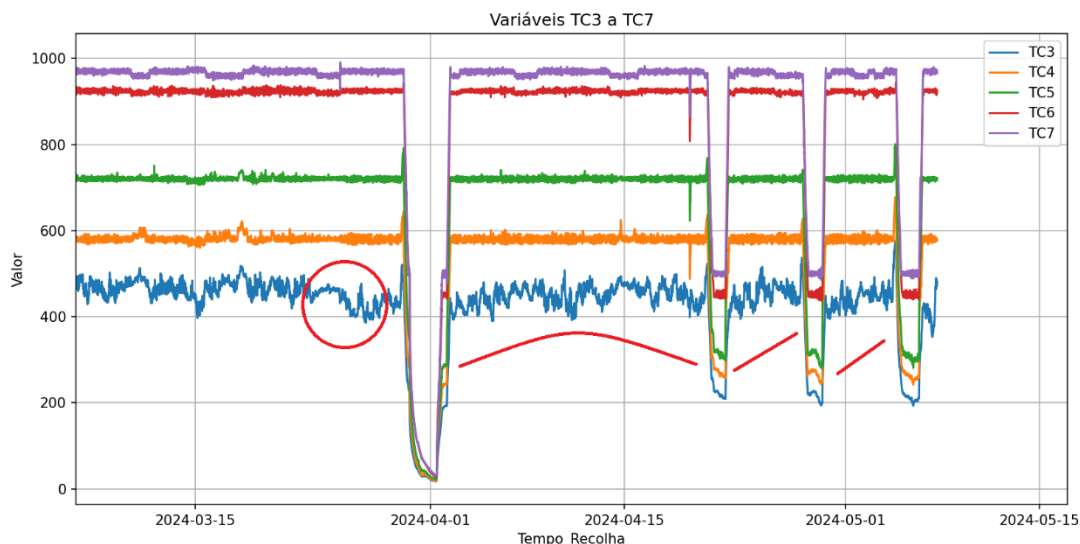


Figura 15. Destaque nos comportamentos atípicos das variáveis de aquecimento.

O fenómeno mais crítico manifesta-se nos momentos que antecedem diretamente as grandes paragens do ativo, detalhado no perfil expandido da Figura 18. Observa-se um padrão paradoxal em que todas as zonas do forno sofrem uma subida abrupta e coordenada de temperatura, atingindo picos térmicos máximos mesmo antes do colapso vertical da curva para níveis próximos de zero. Este pico pré-quebra não constitui uma estratégia operacional útil, mas sim uma assinatura física de perda súbita de carga útil. Sempre que a linha de transporte mecânico encrava ou para por motivos de manutenção, o material cerâmico deixa de avançar e para de absorver o calor da câmara. Como os queimadores continuam a injetar combustível à taxa nominal, a energia térmica acumula-se instantaneamente na atmosfera do forno, provocando este pico injustificado de temperatura mesmo antes do corte de emergência do sistema. Identificar este comportamento é crucial para programar rotinas automáticas de segurança que estrangulem o caudal de gás no exato instante em que a velocidade da linha de transporte caia a zero, salvaguardando a integridade estrutural das paredes refratárias do ativo.

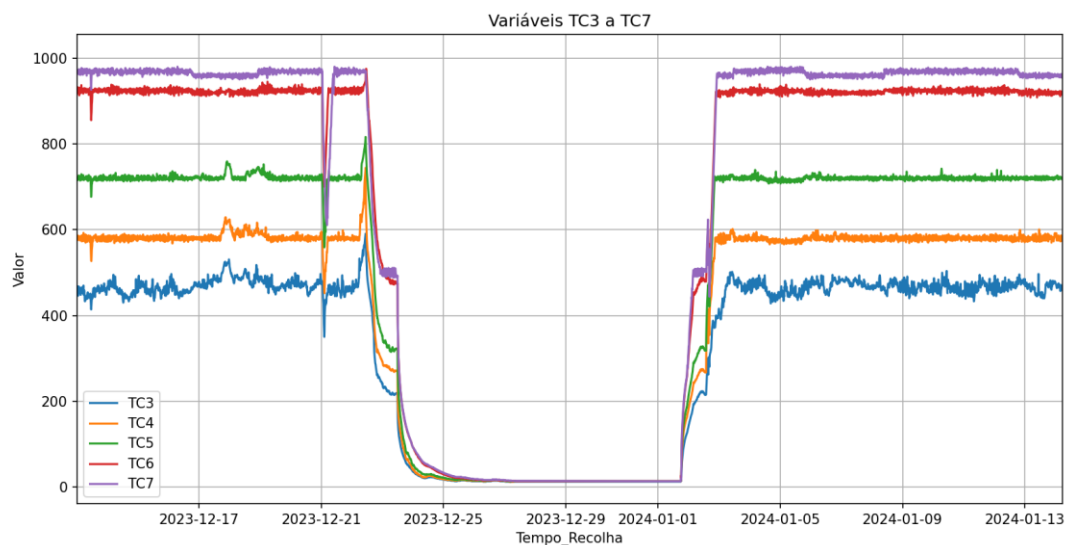


Figura 16. Comportamento pré quebra das variáveis de aquecimento.

4.2.2.1. Perfis Temporais e Padrões do Consumo de Gás

O mapeamento temporal dos caudais de gás natural distribuídos pelas cinco zonas operativas do ativo (caudalGasZ1 a caudalGasZ5) revela uma hierarquia de consumo que espelha o gradiente de temperatura do forno. Como evidenciado no panorama geral da Figura 19, a zona inicial Z1 apresenta uma procura energética basal e altamente linear, fixando-se numa média constante em torno dos 4 a 5 m³/h. À medida que o processo progride para as secções interiores, o consumo aumenta de forma escalonada: a zona Z2 estabiliza o seu consumo médio entre os 8 e los 9 m³/h, enquanto as zonas Z3, Z4 e Z5 assumem os regimes mais intensivos da instalação, operando regularmente acima dos 10 a 12 m³/h e registando picos dinâmicos que ultrapassam os 30 m³/h na zona terminal Z5.

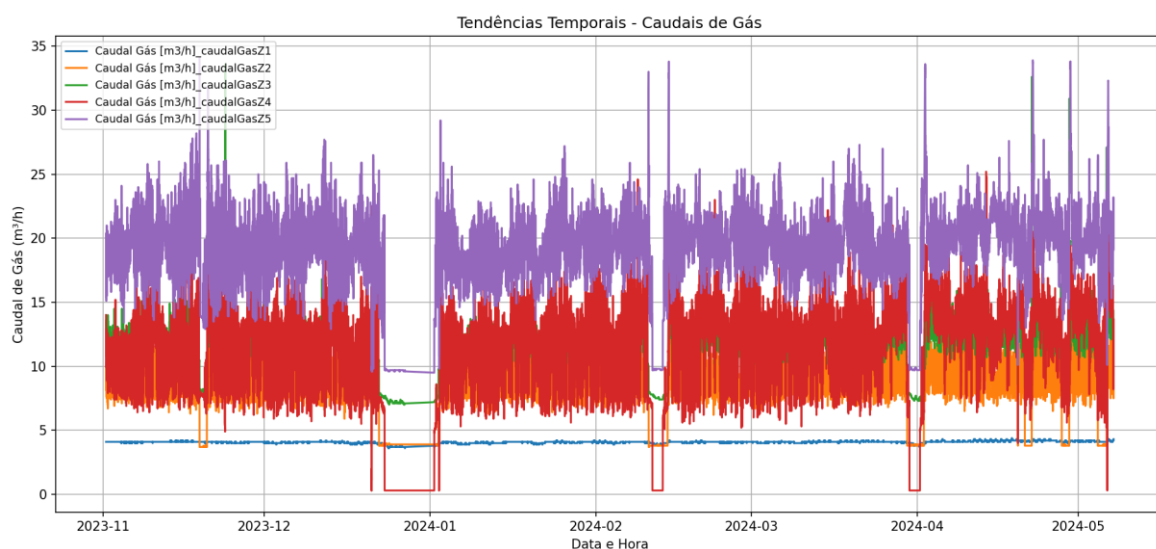


Figura 17. Registo dos caudais médios ao longo do período. / Fonte: Autoria própria

As paragens sincronizadas identificadas no perfil térmico manifestam-se de igual forma nos registos de fluxo através de quebras abruptas e coordenadas em todas as linhas. Contudo, a análise focada na paragem de longa duração de dezembro, ilustrada no detalhe expandido da Figura 20, revela uma estratégia de isolamento setorial bastante clara na automação do forno. Durante este hiato produtivo, a zona Z4 sofre um corte absoluto, com o seu caudal a cair para 0 m³/h. Em contrapartida, as restantes zonas mantêm consumos residuais controlados: as zonas Z1 e Z2 fixam-se nos 4 m³/h, a zona Z3 retém cerca dos 7 m³/h e a zona Z5 permanece nos 9.5 m³/h. Esta discrepância comprova que, enquanto os queimadores da zona Z4 sofrem uma desativação completa, as restantes câmaras permanecem em registos mínimos.

O cruzamento desta dinâmica com o fenómeno do pico térmico pré-quebra, discutido na secção anterior, desfaz um dos mitos mais comuns de operação e valida uma importante dedução física do estudo. Logicamente, poder-se-ia especular que a subida abrupta de temperatura observada antes das paragens se devesse a um disparo descontrolado na injeção de gás. No entanto, o perfil detalhado na Figura 20 demonstra que os caudais de gás de todas as zonas permanecem perfeitamente estáveis e nos seus níveis nominais nos momentos antecedentes ao corte.

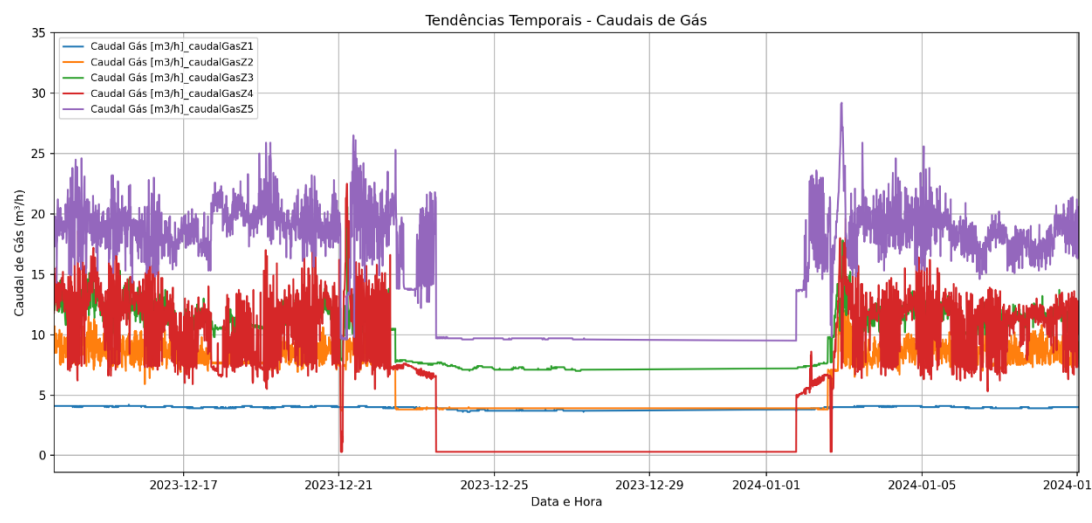


Figura 18. Análise pré quebra dos caudais de gás.

Isto confirma que o pico de temperatura não acarreta qualquer desperdício físico de combustível ou esforço financeiro direto na queima. O sobreaquecimento transiente da câmara é justificado puramente pela remoção ou paragem da carga útil cerâmica: ao cessar o avanço dos materiais, deixa de existir absorção de calor latente no interior do forno, fazendo com que a energia térmica injetada pelo caudal constante de gás se acumule instantaneamente na atmosfera do ativo sob a forma de calor sensível. Este diagnóstico liberta o sistema de gás de suspeitas de avaria mecânica e foca a oportunidade de melhoria na sincronização eletrónica entre a velocidade da linha de transporte e o controlo de chama dos queimadores.

4.2.2.2. Análise da Variabilidade Horária e Avaliação do Impacto da Temperatura Ambiente

A avaliação da eficiência operativa ao longo do ciclo diário permite determinar se as condições ambientais externas (como a flutuação de temperatura entre o dia e a noite) ou os turnos de trabalho influenciam a taxa de falhas no sistema operativo. A análise estatística focada na frequência horária de valores atípicos (*outliers*) revelou um comportamento marcadamente assimétrico entre as secções do forno, com a zona inicial (Zona 1) a destacar-se drasticamente das restantes.

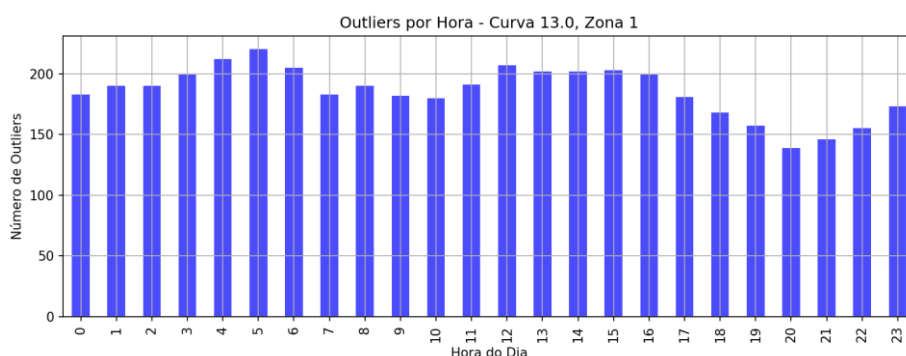


Figura 19. Tendência horária para a presença de valores de aquecimento extremos.

Os dados da Figura 21 evidenciam que a Zona 1 exibe uma taxa de instabilidade cronicamente elevada e de carácter permanente ao longo de todo o dia, registando uma linha de base superior a 140 *outliers* por hora e picos que excedem as 200 ocorrências nos períodos das 4h00-5h00 e das 12h00-15h00. A distribuição revela-se notavelmente homogénea, exibindo apenas uma contração marginal e transiente entre as 19h00 e as 21h00. Em contrapartida, as zonas 2, 3, 4 e 5 apresentam volumes de *outliers* muito inferiores, operando num regime estacionário mais estável. Nestas secções subsequentes, os desvios assumem cariz pontual: a Zona 2 manifesta pequenos adensamentos na madrugada (0h00-5h00), a Zona 3 exibe uma tendência incremental que culmina ao final da tarde (15h00-18h00), enquanto a Zona 4 concentra os seus desvios na madrugada (0h00-6h00) e a Zona 5 assume um comportamento bimodal, com picos residuais ao início do dia e ao final da tarde.

Para determinar se esta volatilidade horária está associada ao ciclo dia-noite, o estudo aprofundou o mapeamento cronológico e a caracterização estatística das temperaturas e dos caudais de combustível. O objetivo desta abordagem é aferir se as flutuações térmicas da atmosfera exterior induzem perdas de eficiência térmica ou consumos anómalos no ativo. As séries temporais destas variáveis, segregadas cromaticamente entre o período diurno e o período noturno, são apresentadas a seguir.

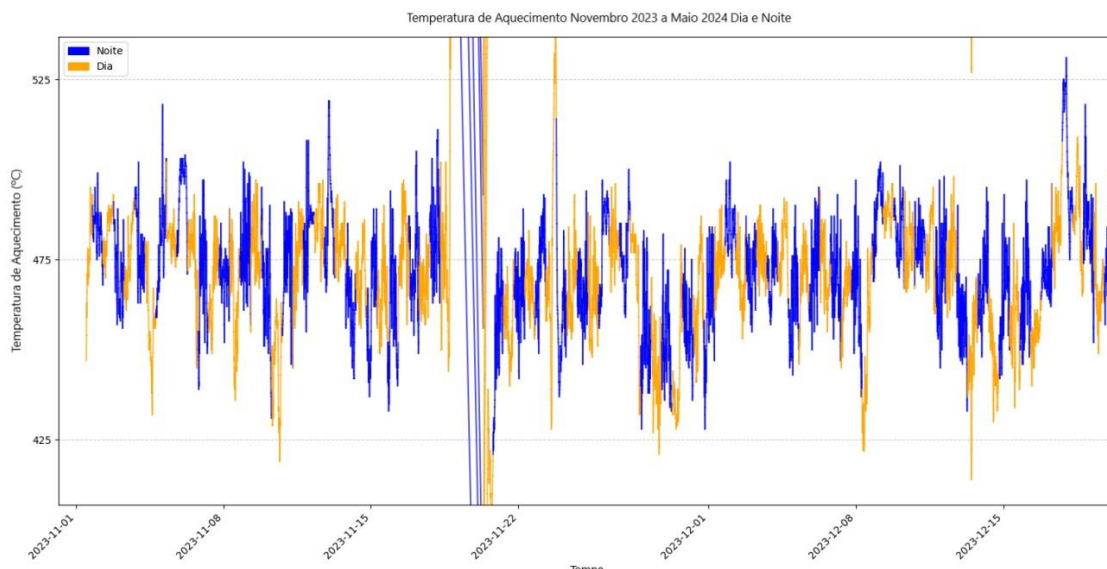


Figura 20. Identificação do período diurno e noturno das temperaturas de aquecimento.

A inspeção visual do diagrama de dispersão da Figura 22 revela uma sobreposição densa e homogênea das bandas azuis (noite) e amarelas (dia). A ausência de uma estratificação clara (ou seja, a inexistência de uma mancha de cor isolada sobre a outra) constitui uma evidência gráfica preliminar de que o forno opera com um elevado grau de independência relativamente às condições climáticas externas. Embora se identifiquem algumas flutuações e quedas drásticas de temperatura durante o período diurno, bem como uma concentração de curvas de descida transientes na transição das 4h00 às 8h00 da manhã, estes fenómenos ligam-se a paragens operacionais de produção e não a fatores térmicos ambientais. Para consolidar esta hipótese e eliminar qualquer ambiguidade, realizou-se uma auditoria estatística descritiva, cujos parâmetros para o vetor térmico estão sistematizados na Figura 23.

Temperatura	Média Noite (°C)	Média Dia (°C)	Diferença (Dia - Noite) (°C)	Mediana Noite (°C)	Mediana Dia (°C)	Desvio Padrão Noite	Desvio Padrão Dia
Temp_Aquecimento_1	462.50	460.76	-1.74	465.0	466.0	23.44	29.95
Temp_Aquecimento_2	580.00	578.63	-1.36	580.0	580.0	13.52	22.97
Temp_Aquecimento_3	719.71	717.06	-2.66	720.0	720.0	14.55	27.36
Temp_Aquecimento_4	922.47	918.77	-3.70	924.0	923.0	16.87	37.41
Temp_Aquecimento_5	965.93	962.77	-3.16	968.0	968.0	22.11	38.84
Totais							
Diferença Total (°C)			-12.61				
Diferença Percentual			-0.35 %				

Figura 21. Avaliação do impacto das temperaturas durante o dia vs noite.

Os resultados da Figura 23 demonstram que as temperaturas médias de aquecimento são ligeiramente superiores durante a noite em todas as secções do forno.

Contudo, as diferenças absolutas (Dia - Noite) revelam-se marginais, oscilando entre -1,36°C na zona TC2 e -3,70°C na zona TC4. No cômputo global das cinco zonas monitorizadas, a diferença acumulada fixa-se em -12,61°C, o que se traduz numa variação percentual de apenas -0,35%.

Apesar de a variação da média ser estatisticamente desprezável, o indicador do desvio padrão expõe um padrão mecânico altamente relevante: a dispersão dos dados praticamente duplica durante o período diurno. Este comportamento é especialmente evidente nas zonas de alta temperatura TC4 e TC5, cujos desvios padrão disparam de 16,87°C e 22,11°C na noite para 37,41°C e 38,84°C durante o dia, respetivamente. Sob a ótica da gestão de processos industriais, esta assimetria prova que o regime diurno é operacionalmente mais instável. Esta volatilidade não decorre do clima, mas sim da própria dinâmica fabril do turno diurno, caracterizado por maior incidência de paragens pontuais, intervenções diretas de operadores, ajustes de parametrização e flutuações na cadência de alimentação de carga. Esta leitura é integralmente validada pelo comportamento do vetor do combustível.

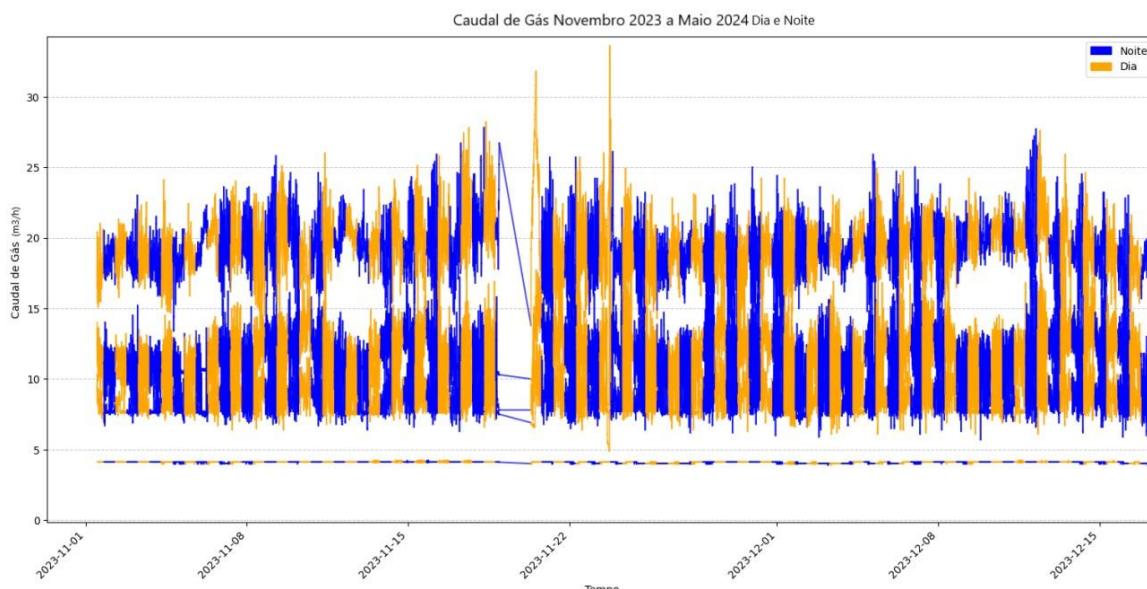


Figura 22. Avaliação do impacto do período diurno e noturno no caudal de gás

Caudal	Média Noite (m ³ /h)	Média Dia (m ³ /h)	Diferença (Dia - Noite) (m ³ /h)	Mediana Noite (m ³ /h)	Mediana Dia (m ³ /h)	Desvio Padrão Noite	Desvio Padrão Dia
Caudal_Gas_1	4.08	4.10	0.02	4.1	4.1	0.06	0.07
Caudal_Gas_2	8.54	8.70	0.16	8.3	8.6	1.01	1.07
Caudal_Gas_3	11.66	12.01	0.35	11.7	12.0	1.08	1.27
Caudal_Gas_4	11.71	12.03	0.31	12.1	12.4	2.76	2.62
Caudal_Gas_5	19.34	19.72	0.38	19.3	19.6	1.84	2.19
Totais							
Diferença Total (m ³ /h)			+1.23				
Diferença Percentual			+2.23 %				

Figura 23. Análise estatística nos caudais pelo impacto dia vs noite

Em sentido inverso ao da temperatura, os dados estatísticos vertidos na Figura 25 confirmam que os caudais médios de gás natural registam valores ligeiramente superiores durante o dia. As diferenças médias de fluxo variam entre +0,02 m³/h na zona Z1 e +0,38 m³/h na zona Z5. O somatório destas variações resulta num acréscimo global de +1,23 m³/h no turno diurno, representando um aumento percentual de +2,23% no consumo específico de gás.

Embora esta variação seja modesta no balanço global, conforme ilustrado na série temporal da Figura 24, ela justifica fisicamente a maior variabilidade térmica detetada nos desvios padrão diurnos: perante um regime de laboração mais intermitente e sujeito a perturbações de carga durante o dia, a malha de controlo automático do forno é forçada a injetar pequenos volumes adicionais de combustível para compensar as perdas transientes e restabelecer a rampa nominal. Conclui-se, assim, que o forno de rolos exibe uma excelente resiliência e isolamento térmico face ao ciclo nictemeral macroambiental, devendo os esforços de otimização focar-se na estabilização dos procedimentos operativos e na redução das paragens de linha associadas ao turno diurno, avaliando conjuntamente o impacto financeiro deste incremento diurno junto do plano comercial da organização.

4.2.2.3. Balanço Global e Diagnóstico Estatístico do Consumo

A consolidação da auditoria ao Dataset 2 exige a transição da análise de caudais instantâneos para a avaliação do volume acumulado de combustível. Esta perspetiva macro permite diagnosticar desvios estruturais na eficiência térmica ao longo do tempo, quantificar o impacto financeiro das paragens e definir a linha de base estatística do

consumo diário do ativo. O perfil cronológico do consumo diário global de gás natural é apresentado a seguir.

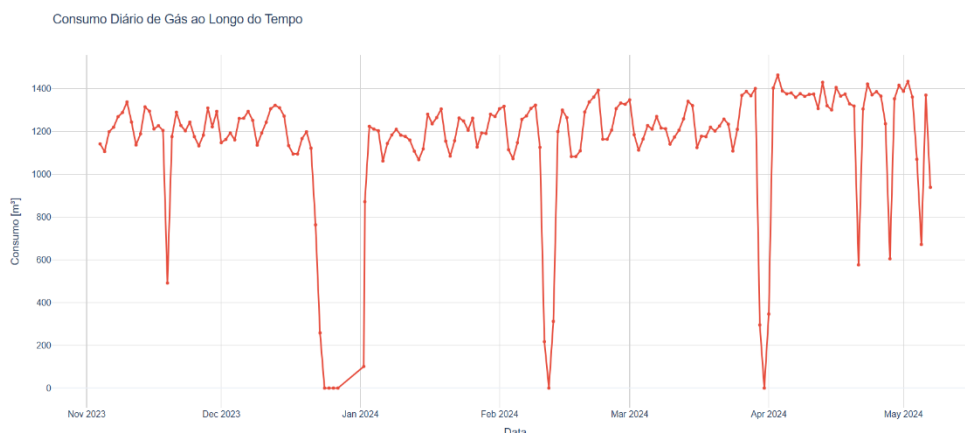


Figura 24. Comportamento do consumo diário de gás ao longo do período.

Embora o crescimento seja relativamente moderado, a persistência desta tendência levanta questões sobre a eficiência energética do processo e a possibilidade de incrementos acumulados no custo operacional ao longo do tempo. Esta evolução, ainda que não alarmante, deve ser monitorizada com atenção, e acima de tudo reconhecida, uma vez que poderá indicar mudanças no perfil de consumo, e consequentemente complicações a médio longo prazo. Além desta tendência geral, destaca-se a ocorrência de quebras abruptas no consumo de gás em três períodos distintos. Conclui-se que pelas durações das quebras, as mesmas com duração superior a 32h, chegam a ter momentos em que o consumo de gás é nulo. Por outro lado, destaca-se que o consumo de gás perdura em 4 das 7 quebras, com valores mais baixos dos valores ditos normais.

No período atípico (Figura 27) previamente identificado (correspondente ao último terço do período temporal analisado), observa-se um aumento no consumo de gás. Este crescimento acompanha a tendência verificada na zona 1 das temperaturas de aquecimento, o que, do ponto de vista teórico, é expectável, uma vez que o aumento da temperatura está geralmente associado a um maior consumo energético.



Figura 25. Período pré e pós quebra do consumo de gás.

O diagnóstico estatístico da Figura 28 revela uma distribuição altamente concentrada e controlada em torno do regime nominal. O intervalo interquartil exibe uma excelente compactação geométrica, delimitado por um primeiro quartil (Q1) de 1142 m³ e um terceiro quartil (Q3) de 1308 m³. A mediana fixa-se em 1219 m³ e posiciona-se de forma centralizada no interior da caixa, o que demonstra uma distribuição simétrica e um processo industrial maduro e previsível durante a maior parte do horizonte operacional. Os limites normais de variação estatística ficam balizados entre o mínimo de 938 m³ e o máximo de 1463 m³.

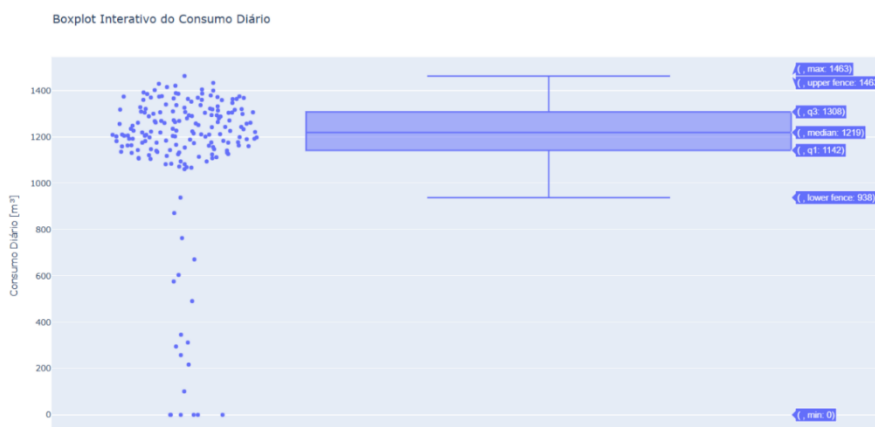


Figura 26. Boxplot da variável consumo diário

O traço mais relevante do boxplot reside na assimetria absoluta dos seus valores atípicos. Observa-se uma ausência total de outliers na parte superior do diagrama, o que comprova que o forno não sofre de picos de sobreconsumo ou descontroles de queima acima do limite técnico projetado (1463 m³). Em contrapartida, regista-se uma cauda persistente de outliers estritamente inferiores abaixo do limiar dos 938 m³, estendendo-se até ao zero.

Estes pontos atípicos não constituem falhas de leitura ou anomalias do modelo; representam, com precisão matemática, os dias em que o forno operou em regime de paragem programada ou desaceleração.

4.2.2.4. Modulação Horária e Estabilidade do Perfil de Carga

A caracterização detalhada do consumo energético exige a avaliação do perfil de carga numa escala horária intradiária, permitindo determinar se existem padrões cíclicos de desperdício ou picos de procura associados a determinadas horas do dia. A Figura 29 ilustra a evolução das médias horárias dos caudais de gás natural para as cinco zonas do forno ao longo de um ciclo completo de 24 horas.

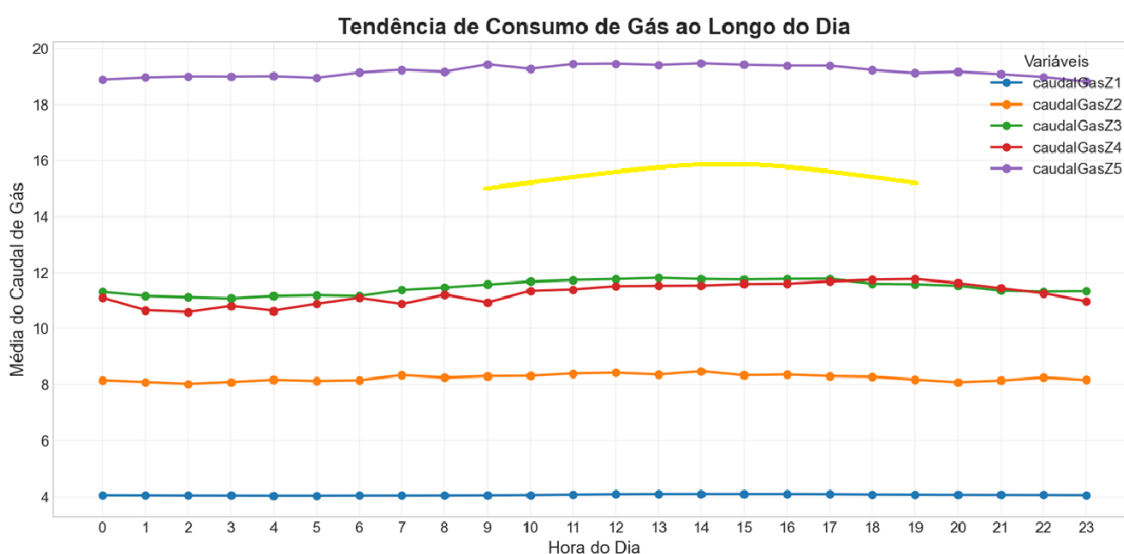


Figura 27. Médias do consumo de gás por hora

Contudo, uma análise microscópica nas secções de maior potência (Zonas 3, 4 e 5) permite detetar uma modulação transiente muito suave durante o período central do dia, assinalada no gráfico através de uma curvatura de referência a amarelo. Entre as 9h00 e as 19h00 (salientado no gráfico pelo traço amarelado), observa-se um incremento marginal e progressivo nos caudais de gás, que atinge o seu máximo relativo a meio da tarde antes de reatar a linha de base nas horas noturnas. Esta ligeira curvatura não representa uma falha de operação, mas sim a assinatura física das pequenas correções automáticas executadas pela malha de controlo do forno. Durante o turno diurno, a maior frequência de movimentação de materiais, os pequenos ajustes na velocidade dos rolos e a própria alteração na densidade do ar de combustão (que entra mais quente na admissão) forçam o sistema a modular ligeiramente a abertura das válvulas para segurar a rampa térmica nominal.

Como o próprio gráfico comprova, esta variação horária carece de significância estatística ou impacto económico que justifique intervenções corretivas. A amplitude inter-

horária é extremamente estreita, confirmando que o consumo do ativo é globalmente constante e previsível independentemente da hora cronológica.

4.2.3. Dinâmica das Ordens de Produção e Eficiência Específica

A transição do diagnóstico focado puramente nas variáveis físicas (Caudais e temperatura) para a avaliação das Ordens de Produção (OP) permite cruzar a engenharia de processos com a eficiência da gestão fabril. O histórico de duração de cada lote ao longo do horizonte temporal de auditoria está mapeado cronologicamente na Figura 30.

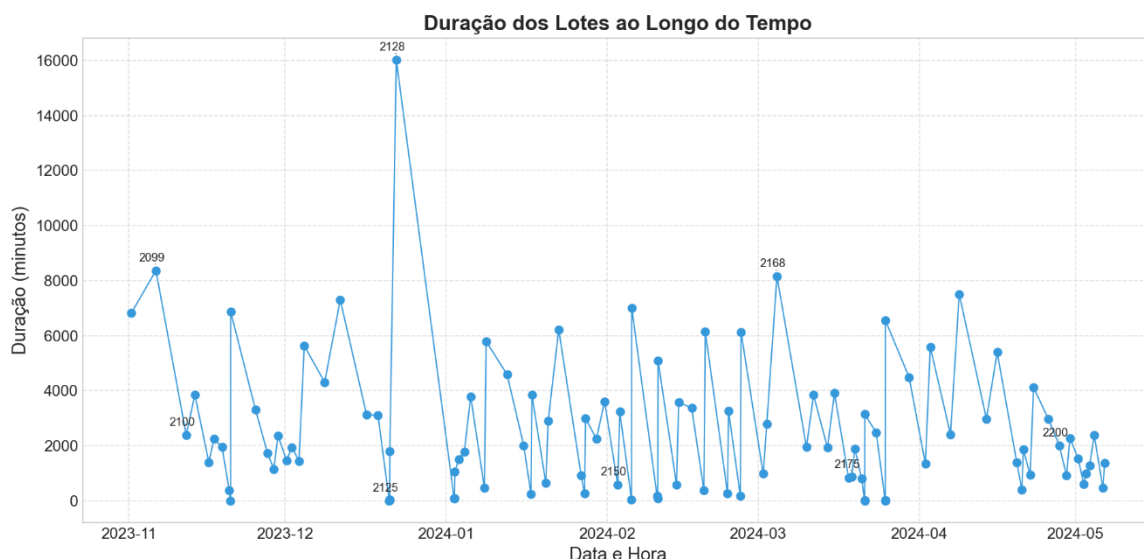


Figura 28. Durações, em minutos, das ordens de produção.

A distribuição longitudinal dos dados revela que a maior densidade de lotes se concentra numa faixa operativa estreita, balizada entre os 1000 e os 3000 minutos (o equivalente a intervalos de aproximadamente 16 a 50 horas de laboração contínua por campanha). Este comportamento estatístico atesta a repetibilidade do planeamento industrial da organização, demonstrando que o portefólio padrão de produtos cerâmicos segue ciclos normalizados e previsíveis de ocupação do ativo térmico.

Contudo, a série temporal isola uma anomalia severa no fecho de dados, consubstanciada na Ordem de Produção 2128, cuja duração disparou para um valor superior a 16 000 minutos (aproximadamente 11 dias). Este valor deforma a escala geométrica do gráfico e representa mais do que o dobro da extensão registada em qualquer outro lote do histórico analítico. O cruzamento cronológico deste evento revela que a OP 2128 coincide exatamente com a janela de paragem prolongada identificada anteriormente no perfil térmico, correspondente ao encerramento estratégico para as férias de Natal e Ano Novo (que registou uma interrupção física de 255,9 horas, ou seja, cerca

de 15 350 minutos). Esta deformidade não traduz uma campanha de cozedura real hiper-prolongada. Pelo contrário, constitui uma evidência de um desfaseamento administrativo: o lote permaneceu ativo e em aberto no sistema informático enquanto o ativo físico sofria o corte de fluxo e entrava em regime de paragem protetiva.

Esta dessincronização inflaciona os tempos de ciclo nos relatórios de produtividade global. Este diagnóstico valida a pertinência de isolar a OP 2128 e discuti-la na componente de revisão de resultados da organização, servindo de base para sugerir a implementação de rotinas automáticas de fecho forçado de lotes nos sistemas de informação sempre que o forno mude para a Curva 0 (descida).

4.2.3.1. Atribuição de Lotes por Ordem de Produção

A compreensão aprofundada da eficiência energética do ativo exige a transição da análise de variáveis puramente termofísicas para a avaliação do planeamento e sequenciamento das Ordens de Produção (OP). Para tal, desenvolveu-se um indicador computacional designado como número de lotes, o qual quantifica o número inteiro de vezes que uma curva de marcha teórica (e.g., 12h, 12h30, 13h ou 16h) é repetida sequencialmente no interior de uma mesma ordem de fabrico.

Desta forma, se a duração real de uma OP em minutos exceder significativamente o tempo padrão da sua respetiva curva, assume-se que o sistema operou em regime de campanha contínua para responder a pedidos mais volumosos. O mapeamento desta métrica permite diagnosticar a flexibilidade operacional da fábrica e o nível de fracionamento das encomendas no portefólio de produtos cerâmicos.

O comportamento de fracionamento dos lotes varia de forma vincada consoante a rampa térmica selecionada, expondo diferentes estratégias de planeamento de carga:

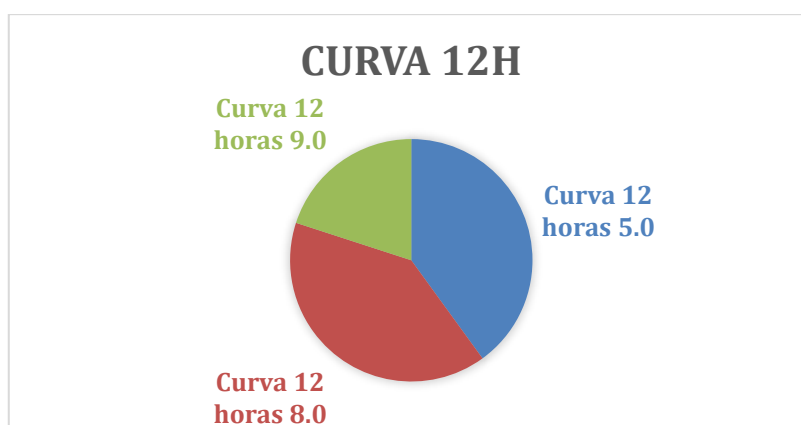


Figura 29. Distribuição do número de lotes na curva 12h.

Conforme ilustrado na Figura 31, este perfil exhibe uma distribuição discreta e de baixa dispersão, concentrando as suas ordens de fabrico em apenas três configurações: campanhas de 5, 8 ou 9 lotes. As durações equivalentes a 5 e 8 repetições registam a maior frequência relativa, ao passo que a configuração de 9 lotes assume um caráter pontual. Este cenário tipifica campanhas de médio curso altamente padronizadas.

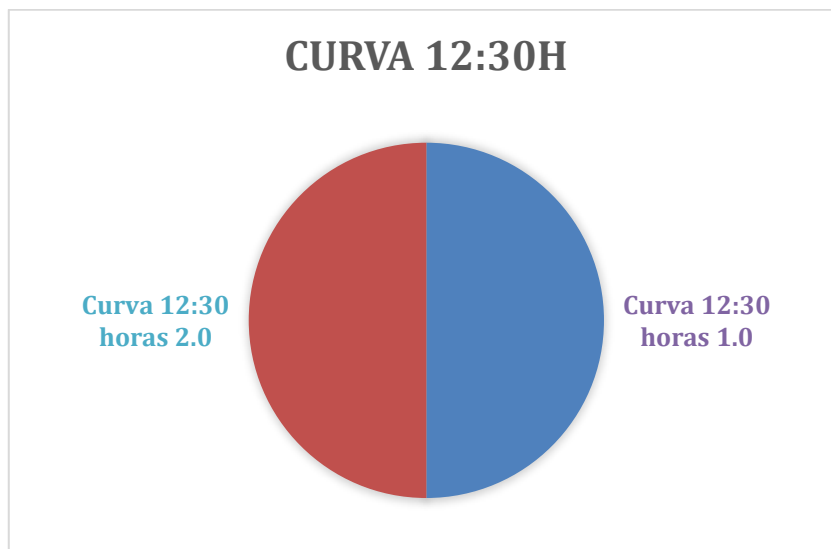


Figura 30. Distribuição de lotes na curva 12:3h.

Através do Figura 32, a curva de 12:30 horas apresenta a distribuição mais homogênea de todas, com as ordens de produção a repartirem-se exclusivamente entre 1 ou 2 lotes, em proporções iguais. Esta regularidade absoluta reflete um padrão de utilização muito estável, compatível com processos previsíveis e de baixa variabilidade.

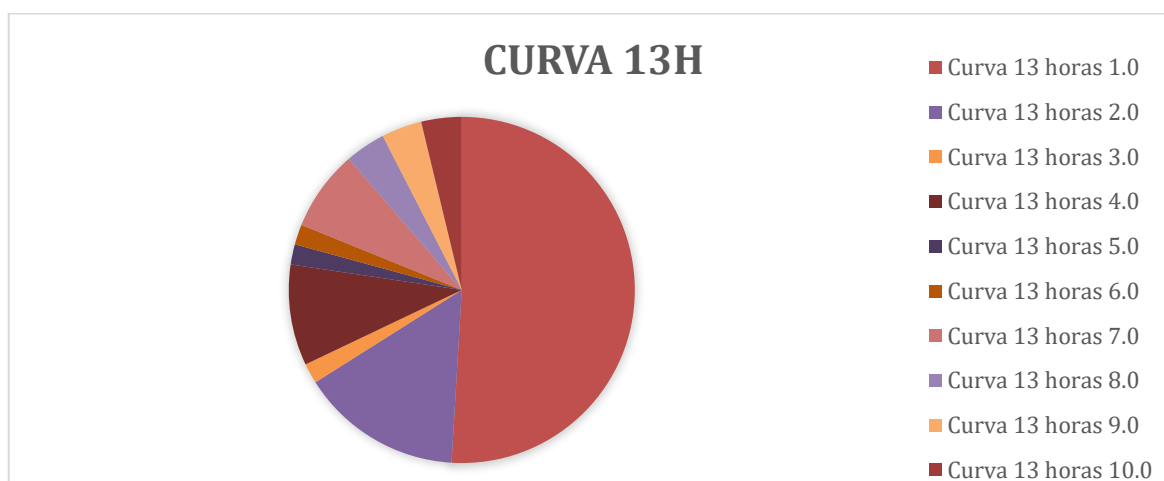


Figura 31. Distribuição do número de lotes na curva 13h.

A curva de 13 horas destaca-se por uma ampla dispersão no número de lotes por ordem de produção, com variações de 1 até 10 lotes. Ainda assim, observa-se (no Figura 33) uma predominância significativa das OP com apenas 1 lote, representando cerca de metade das repetições totais. Esta distribuição heterogênea sugere que esta curva tanto está presente em ordens de produção mais curtas e mais longas.

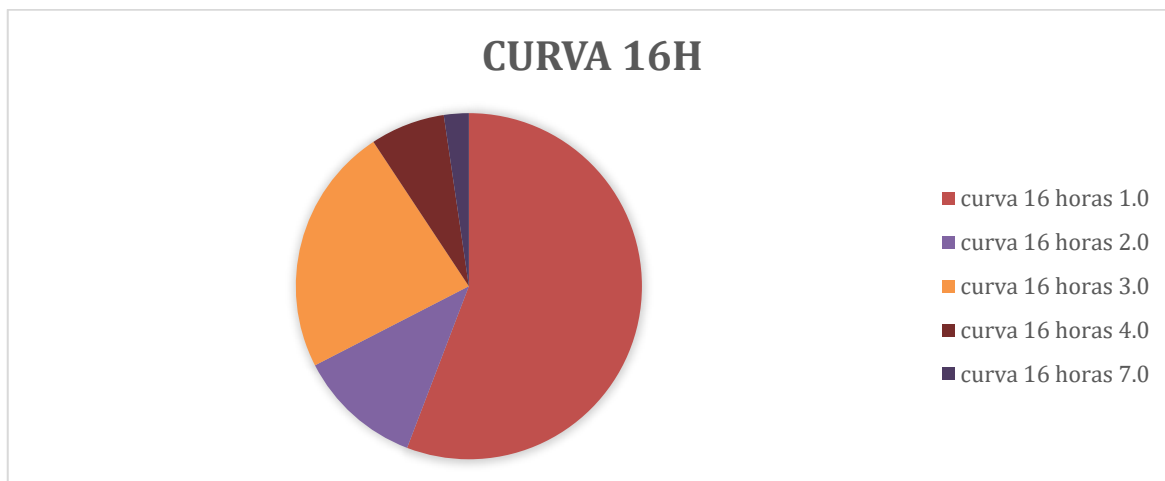


Figura 32. Distribuição do número de lotes na curva 16h.

A curva de 16 horas, a mais longa em duração teórica, revela uma distribuição assimétrica, com uma predominância clara de OP com apenas 1 lote (representando mais de metade dos casos). No entanto, observam-se também OP com até 7 lotes, o que é especialmente relevante dada a elevada exigência temporal desta curva. A sua repetição na mesma ordem de produção poderá ser interpretada como um indicativo de pedidos com grandes volumes de produto ou de processos que requerem uma exposição térmica prolongada. A presença de múltiplos lotes com esta curva sugere, por conseguinte, uma utilização estratégica em situações de maior carga produtiva, sendo um fator relevante a considerar na otimização do planeamento energético, como é possível constatar no Figura 34.

Em suma, esta análise permitiu identificar padrões distintos na repetição de curvas por OP. As curvas de menor duração revelam uma utilização mais estável, enquanto as de maior duração, sobretudo a de 16h, evidenciam maior variabilidade e repetição, refletindo volumes de produção mais elevados ou exigências específicas do processo. Estes resultados são relevantes para ajustar estratégias de planeamento e gestão energética.

4.2.3.2. Análise do Caudal Médio por Ordem de Produção

A compreensão integral da eficiência energética do forno exige cruzar o volume total de combustível consumido com a intensidade da taxa de injeção por campanha. Esta abordagem permite correlacionar as decisões de planeamento com o comportamento real das malhas de controlo de gás, discriminando os regimes de operação normalizada dos

desvios transitórios. O mapeamento do consumo absoluto acumulado por Ordem de Produção (OP) ao longo do horizonte temporal em estudo é apresentado de seguida.

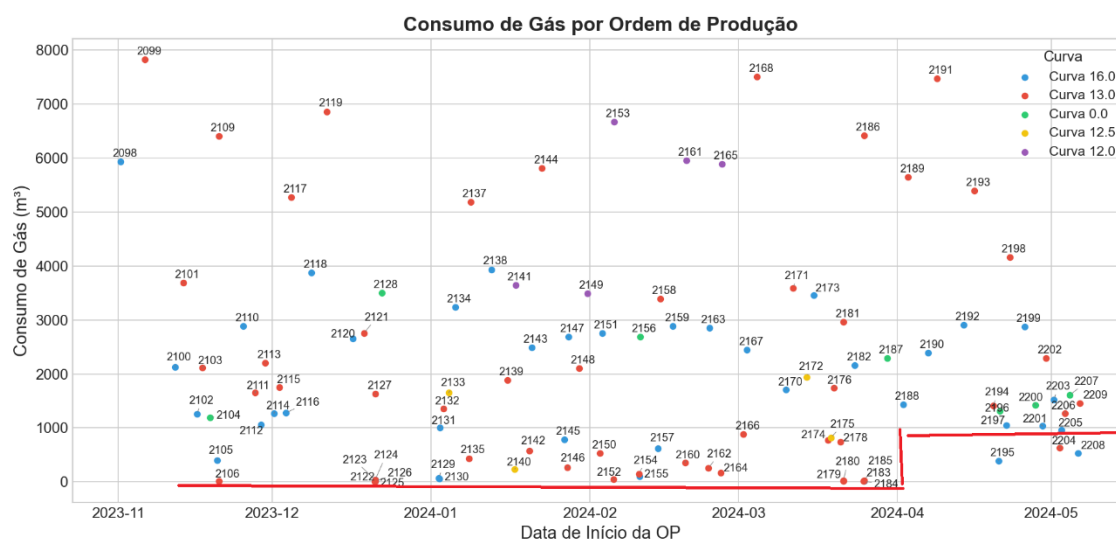


Figura 33. Distribuição do consumo por curva ao longo do período.

A distribuição exposta na Figura 35 confirma a elevada volatilidade e a centralidade operativa da Curva 13.0 (identificada pelos marcadores vermelhos). Esta rampa térmica tanto surge associada a picos de consumo severos, como verificado nas campanhas OP 2099, 2119, 2137, 2168 e 2191, como se posiciona na base do gráfico com consumos reduzidos. Esta amplitude valida o estatuto da Curva 13.0 como o regime universal da fábrica, moldando-se ao volume de encomendas.

Em contrapartida, a Curva 16.0 (marcadores azuis), apesar de apresentar a maior duração teórica de processamento, tende a agrupar-se em patamares de consumo absoluto mais contidos. Esta assimetria justifica-se pelo fracionamento de lotes discutido anteriormente: como as ordens de 16 horas processam maioritariamente lotes unitários ou de curto curso, o consumo acumulado por "contentor" de OP revela-se inferior às grandes campanhas contínuas da Curva 13.0.

Um dos diagnósticos mais relevantes da Figura 35 reside no traço demarcado a vermelho a partir de abril de 2024. Este vetor assinala uma potencial mudança de comportamento produtivo, coincidindo com o início do período atípico anteriormente identificado (no último terço do período temporal), onde se verifica uma maior regularidade e homogeneidade no consumo, com menor dispersão e ausência dos picos anteriormente observados.

Para avaliar a intensidade energética destas campanhas, os dados foram convertidos para a métrica de caudal médio horário por ordem de fabrico, isolando o comportamento de queima.

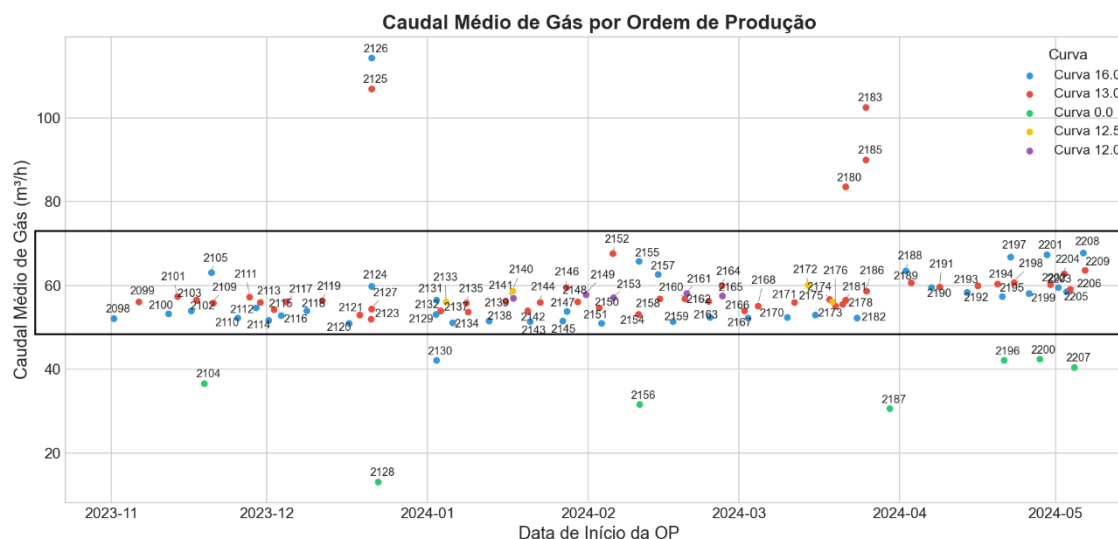


Figura 34. Distribuição do caudal médio de gás pelo período analisado.

Como evidenciado na Figura 36, a esmagadora maioria das ordens de produção converge de forma estrita para o interior do retângulo central, estabelecendo uma banda operacional padrão entre os 50 m³/h e os 70 m³/h. Esta estabilidade constitui um excelente indicador de engenharia, demonstrando que independentemente da curva selecionada (12h, 12h30, 13h ou 16h), o forno mantém um rendimento de queima sintonizado e altamente eficiente quando opera em regime estacionário.

No extremo inferior, os marcadores associados à Curva 0.0 (regime de descida) posicionam-se previsivelmente abaixo dos 40 m³/h, validando a eficácia do algoritmo de automação que estrangula o caudal para assegurar um arrefecimento lento, suave e protetivo do refratário.

Contudo, a Figura 36 isola um conjunto de anomalias severas na parte superior do diagrama (OP 2125, 2126, 2183, 2185 e 2180), onde o caudal médio disparou para valores compreendidos entre os 80 m³/h e os 110 m³/h. Para decifrar a natureza física destes picos, os dados foram mapeados em função da duração cronológica real de cada ordem.

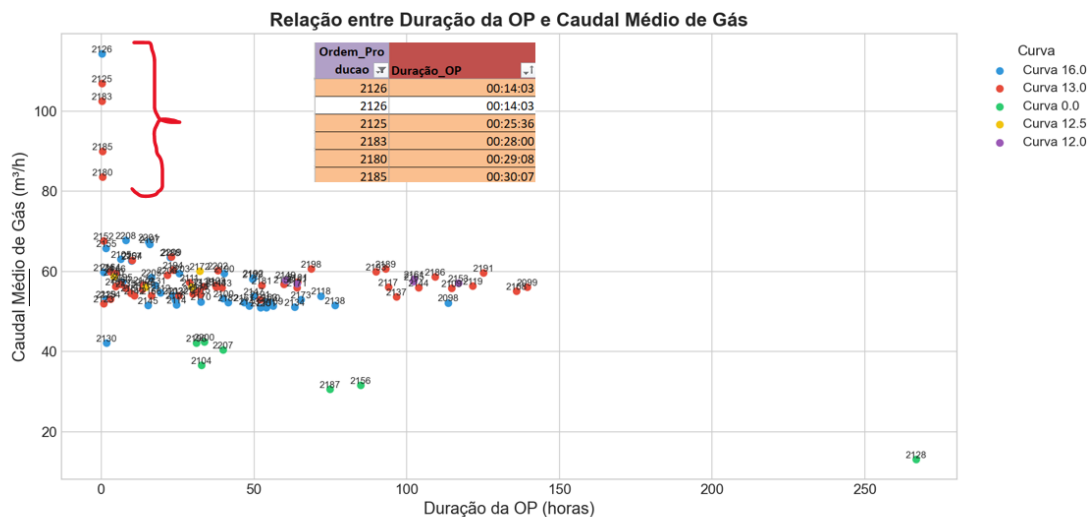


Figura 35. Foco na relação duração op e caudal médio gás

O diagrama de dispersão da Figura 37 revela que os caudais médios mais elevados ocorrem de forma exclusiva nas ordens de produção com menor tempo de execução. Estas cinco ordens operaram durante janelas de tempo extremamente curtas, oscilando entre uns escassos 14 minutos e 30 minutos de atividade.

Sob a ótica da análise estatística de dados industriais, este fenómeno não representa um desperdício real de combustível ou uma avaria nos queimadores. A prova inequívoca da natureza irrelevante destes picos simulados reside na sua expressão volumétrica global. Quando avaliadas face ao consumo acumulado do ativo, a OP 2125 representa apenas 0,007% do gás total, a OP 2126 fixa-se em 0,008%, a OP 2180 assume 0,011%, a OP 2183 retém 0,0072% e a OP 2185 não excede os 0,012%.

A contribuição somada de todas estas anomalias é estatisticamente nula e perfeitamente desprezável no balanço energético anual da organização. Este diagnóstico reveste-se de grande valor estratégico para a defesa do estudo: demonstra que a filtragem de dados conseguiu isolar o ruído gerado por erros de registo informático de curta duração, poupando a equipa técnica de auditorias de manutenção desnecessárias e confirmando que o sistema de combustão física do forno se mantém sob rigoroso controlo operativo.

4.2.3.3. Análise das Ordens de produção com durações inferiores ao esperado

O encerramento do diagnóstico sobre as Ordens de Produção (OP) exige a investigação dos lotes cuja duração real ficou aquém do tempo nominal estipulado pela respetiva curva de marcha.

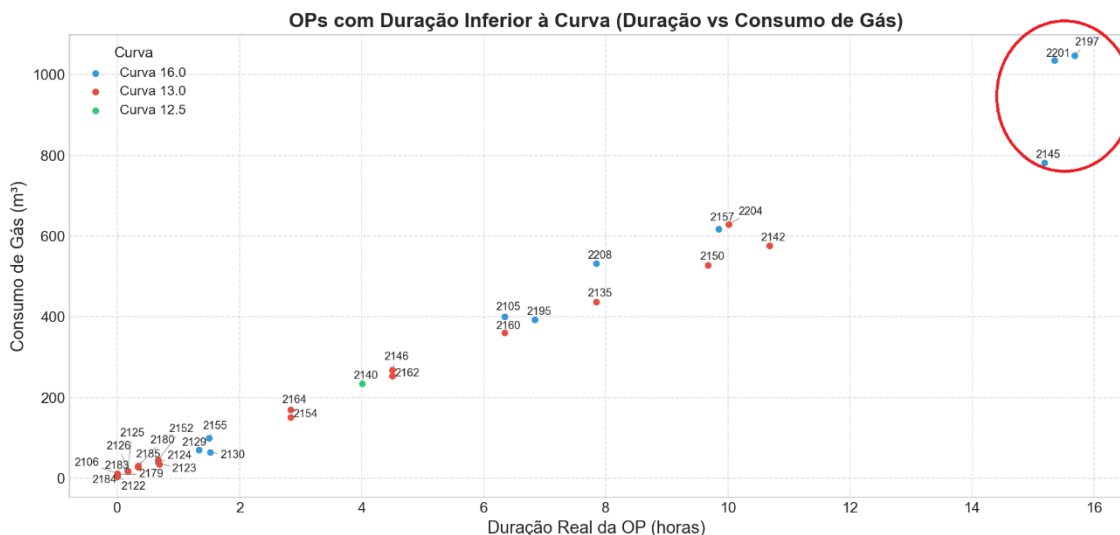


Figura 36. Ops com durações inferiores ao esperado.

A primeira explicação é a deteção de erros durante o processo de produção, o que leva à interrupção prematura da operação. Este cenário é o mais comum e pode ser interpretado como um desperdício de recursos, uma vez que a produção é interrompida antes de atingir o tempo de operação esperado, resultando num consumo de gás que não corresponde à produção efetiva. O desperdício de gás neste contexto é uma preocupação, pois traduz-se em ineficiência, com recursos sendo utilizados sem a devida compensação na produção. Além disso, este tipo de interrupção pode sinalizar a necessidade de melhorias no controlo de qualidade ou na monitorização dos processos de produção, visando minimizar tais falhas e otimizar o uso dos recursos.

A Figura 39 apresentada visa ilustrar de forma clara e quantitativa o impacto do desperdício energético associado às operações de produção que não cumpriram a duração mínima esperada da curva térmica.

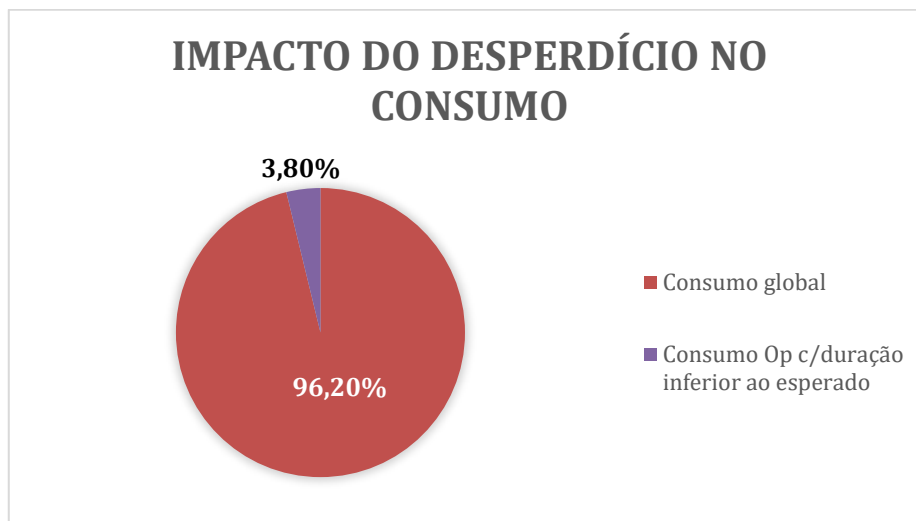


Figura 37. Representação do impacto do desperdício no consumo.

Partindo da hipótese de que todas as 32 ordens de produção com duração inferior ao previsto resultaram em produto não aproveitado, foi possível calcular a percentagem correspondente de consumo de gás atribuível a este tipo de falha, que se cifra em 3,80% do consumo global. Esta abordagem permite uma representação visual imediata da proporção de recurso energético potencialmente desperdiçado, reforçando a relevância do problema do ponto de vista da eficiência operacional. Ainda que o valor absoluto possa parecer reduzido face ao total (96,20% de consumo associado a operações consideradas dentro da normalidade), o facto de corresponder a mais de 8.900 m³ de gás consumidos sem retorno produtivo justifica a atenção a este fenómeno. Assim, este gráfico contribui para a ilustração dos possíveis impactos da primeira explicação em relação ao fenómeno observado na Figura 40.

Noutra perspetiva, a segunda explicação sugere que a produção tenha sido concluída antes do tempo esperado, resultando numa duração real menor que a prevista. Este cenário, embora menos comum, é relevante por duas razões. Primeiramente, é importante destacar que esta interpretação só se torna válida quando a diferença entre o tempo esperado e o tempo real de produção é relativamente pequena. Se a redução no tempo for considerável, pode levantar questões sobre a qualidade ou a consistência do produto final, o que torna inviável considerar a hipótese que, de facto, o produto tenha sido acabado como pretendido. No entanto, mesmo em casos de pequenas diferenças, esta situação ainda tem valor estratégico, pois a poupança de tempo, mesmo que reduzida, pode ter um impacto substancial em grandes escalas de produção. Nesse sentido, destacou-se na Figura 35 três ordens de produção que estiveram perto de concluírem o tempo de produção de 16h.

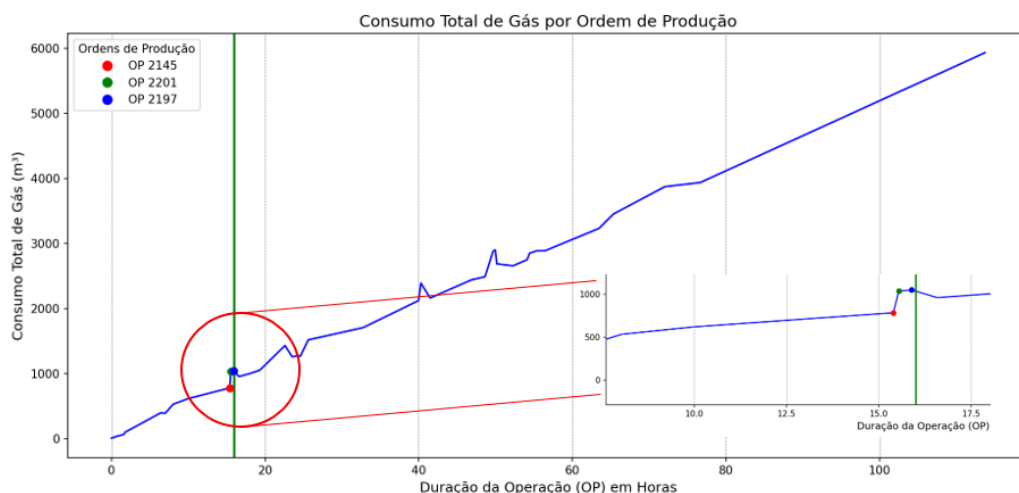


Figura 38. Destaque das Ops com durações perto do esperado.

Neste enquadramento, a análise centra-se nas ordens específicas 2145, 2197 e 2201 que registaram reduções de tempo de produção em 36, 6 e 27 minutos, respetivamente. O objetivo desta avaliação é perceber se a redução da duração das operações, apesar de eficiente do ponto de vista produtivo, acarreta algum tipo de penalização ao nível do consumo energético. A análise gráfica, complementada com o zoom inserido no canto inferior direito, permite verificar que essas ordens não se desviam significativamente da trajetória geral de consumo, situando-se numa zona onde a inclinação da curva não revela aumentos abruptos no consumo apesar da ligeira redução da duração. Pelo contrário, as ordens mantêm-se dentro da tendência, sugerindo que os pequenos ganhos de tempo não comprometeram a eficiência energética. Assim, esta observação suporta a hipótese de que é possível otimizar o tempo de produção sem incorrer em desperdício adicional de gás.

4.2.3.4. Determinantes da Eficiência Específica de Cozedura

A caracterização final da dinâmica operativa do forno exige a modelação da relação matemática entre o tempo de execução física das Ordens de Produção e o respetivo volume de combustível consumido. Esta análise permite aferir o grau de previsibilidade do processo e determinar se a taxa de consumo horário é sensível à dimensão temporal das campanhas. A abordagem estatística inicial baseou-se no cálculo do coeficiente de correlação de Pearson sobre a matriz bruta de dados. O índice registado revelou um valor inicial forte de $r = 0,8749$, confirmando que o consumo global está fortemente condicionado pela duração da campanha.

Contudo, o diagnóstico telemétrico identificou que as ordens de fabrico de curtíssimo curso (inferiores a 5 horas) introduziam uma distorção matemática severa. Nestas janelas curtas, os transientes iniciais de arranque e purga inflacionavam artificialmente a taxa horária de queima, gerando indicadores de eficiência irrealistas. Para salvaguardar a fiabilidade do modelo, aplicou-se um filtro de consistência industrial, expurgando todas as OPs com duração inferior a 5 horas.

Para mitigar este viés, foi imposta uma restrição ao conjunto de dados, excluindo todas as OPs com duração inferior a 5 horas. Com este filtro, recalculou-se a correlação, que se manteve elevada ($r = 0,8377$), reforçando a consistência da tendência linear entre o tempo de produção e o consumo energético, refletida na Figura 41.

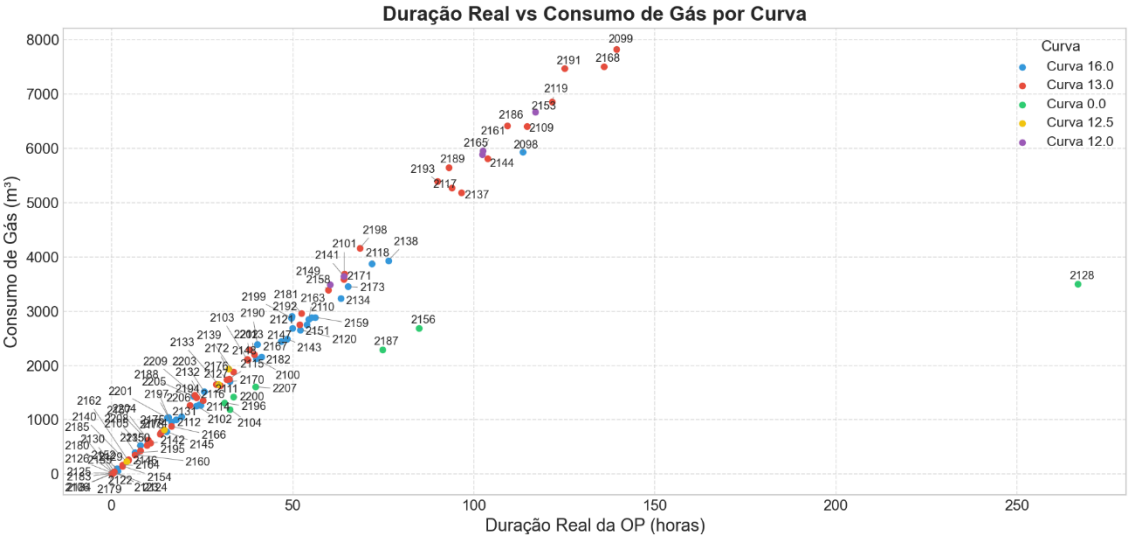


Figura 39. Relação entre duração em atividade e consumo de gás por curva.

Seguidamente, procedeu-se à avaliação da eficiência energética por curva de queima, definida como o consumo de gás por hora de operação (m^3/h), categorizando as OPs em três grupos de duração: curta (5–20h), média (20–50h) e longa (>50h), com o objetivo de perceber o comportamento da eficiência energética consoante o tempo da OP em atividade. Os resultados evidenciaram padrões distintos consoante a curva analisada.

Análise de Sensibilidade por Tipologia de Curva

Tabela 8. Parâmetros de Eficiência da Curva 13.0:

Grupo	Nº OPs	Eficiência (m^3/h)
Curta	8	56.29
Média	13	57.19
Longa	17	57.00

A Tabela 9 demonstra que a curva 13.0 obtém uma eficiência estável ao longo dos três grupos, sugerindo que é energeticamente indiferente operá-la em ciclos curtos ou longos, o que lhe confere elevada flexibilidade operacional.

Tabela 9. Parâmetros de Eficiência da Curva 16.0:

Grupo	Nº OPs	Eficiência (m³/h)
Curta	10	60.67
Média	14	55.24
Longa	10	52.00

Por outro lado, a curva 16.0 apresentou uma redução progressiva na taxa de consumo por hora à medida que a duração aumentava, como indica a Tabela 10, o que sugere ganhos de eficiência energética significativos quando utilizada em ciclos mais prolongados.

Tabela 10. Parâmetros de Eficiência da Curva 12.5

Grupo	Nº OPs	Eficiência (m³/h)
Curta	1	56.20
Média	2	58.12

Tabela 11. Parâmetros de Eficiência da Curva 12.0

Grupo	Nº OPs	Eficiência (m³/h)
Longa	5	57.54

Os dados compilados nas Tabelas 11 e 12 confirmam uma aplicação estatisticamente mais contida e focada em nichos específicos de produto. Embora o volume reduzido de OPs inviabilize a extração de tendências matemáticas definitivas a longo prazo, as taxas horárias registadas alinham-se com as bandas nominais de segurança do forno, atestando a consistência e o controlo do sistema de combustão mesmo sob parametrizações de menor rotatividade na fábrica.

Em síntese, a análise realizada sustenta a importância de adequar a duração das OPs ao perfil energético das curvas utilizadas. Recomenda-se, por conseguinte, favorecer ciclos longos na curva 16.0 para maximizar a eficiência energética, enquanto a curva 13.0 pode ser operada com flexibilidade, mantendo um desempenho eficiente em diferentes cenários de duração. Esta abordagem permite otimizar os recursos energéticos do processo produtivo, contribuindo para uma gestão mais sustentável e racional da produção.

4.2.3.5. Sazonalidade da Produção e o seu Consumo

A observação da distribuição temporal (Figura 42) revelou uma tendência de maior volume de produção nos meses finais do ano, possivelmente justificada pela aproximação do período natalício. Verificou-se também uma média de produção superior no inverno (5225,66 unidades) face ao verão (4873,15 unidades), bem como uma queda consistente da produção às sextas, sábados e domingos.

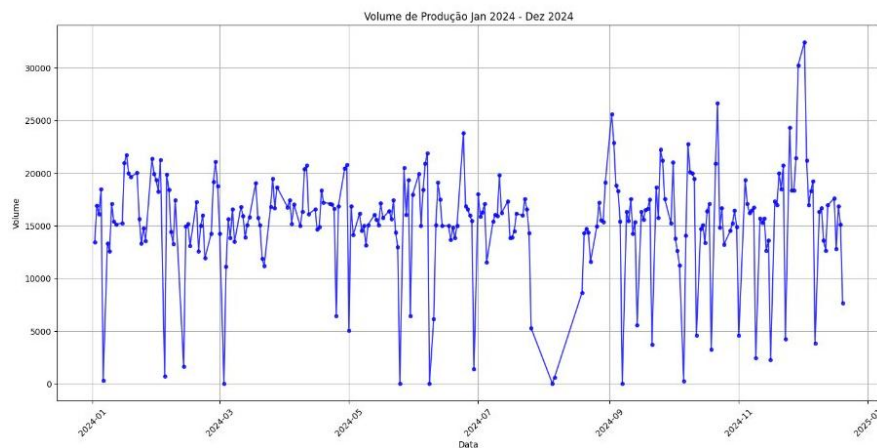


Figura 40. Distribuição da produção pela linha temporal.

Para determinar em que medida este volume de produção governa a fatura energética do processo, os dados de output foram correlacionados com o consumo de combustível verificado nos respetivos dias, gerando a Figura 43.

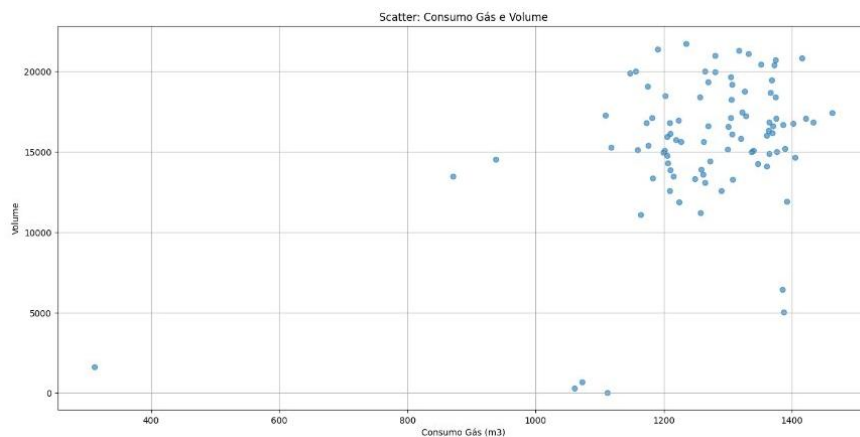


Figura 41. Relação produção e consumo de gás.

A Figura 43 permite a análise da relação entre a quantidade produzida e os consumos de gás nos mesmos dias.

A análise do diagrama de dispersão da Figura 43 revela um comportamento termodinâmico de extrema relevância para a auditoria energética. Embora se verifique uma tendência global positiva onde, teoricamente, um maior volume processado exige um maior aporte de energia, a relação está longe de assumir uma trajetória linear simples. Observa-se uma densa concentração de pontos agrupada de forma verticalizada entre os 1150 m³ e os 1400 m³ de consumo diário de gás, independentemente de o volume de produção oscilar entre as 12 000 e as 22 000 unidades.

Este comportamento demonstra que o balanço energético do forno é dominado pelas perdas térmicas fixas estruturais e pela elevada inércia do refratário, sobrepondo-se à carga térmica variável do produto. Uma vez atingido o regime estacionário, a matriz refratária atua como um acumulador térmico saturado. A partir deste ponto, a queima de combustível destina-se quase exclusivamente a compensar as perdas constantes por radiação, convecção e infiltrações de ar falso pelas vedações e exaustão.

Como a energia necessária para a maturação mineralógica da cerâmica representa uma fração minoritária do balanço global, a transição de um regime de baixa ocupação (12 000 unidades) para uma cadência intensiva (22 000 unidades) exige apenas um incremento marginal no caudal de gás. Esta assimetria termodinâmica mascara o impacto direto do volume de produção, justificando a morfologia verticalizada da nuvem de pontos e provando que a eficiência específica do ativo é maximizada quando este opera na sua capacidade máxima instalada.

4.2.4. Exploração dos setpoints

De forma a validar a estabilidade operacional do sistema e a precisão dos mecanismos de controlo, procedeu-se à comparação entre os valores médios reais registados e os respetivos *setpoints* definidos para cada variável de processo. Os resultados desta análise, expressos em termos de desvio percentual, encontram-se detalhados na Figura 44, que serve de base para a discussão subsequente sobre a eficiência térmica e de pressão do equipamento.

Variável	Média Real	Média Setpoint	Diferença (%)
Temp_PreAquec_1	178.66	170.66	-4.69
Temp_PreAquec_2	284.74	288.78	1.4
Temp_Aquecimento_1	433.58	431.31	-0.52
Temp_Aquecimento_2	543.42	556.85	2.41
Temp_Aquecimento_3	673.22	688.99	2.29
Temp_Aquecimento_4	865.69	878.89	1.5
Temp_Aquecimento_5	906.57	923.63	1.85
Temp_Arefecimento_A1	583.72	681.88	14.4
Temp_Arefecimento_A2	529.23	564.3	6.21
Temp_Arefecimento_A3	480.77	481.31	0.11
Temp_Arefecimento_B1	329.86	335.99	1.82
Temp_Arefecimento_B2	256.57	249.72	-2.74
Temp_Chamine	79.56	111.88	28.89
Temp_Tiragem	90.83	180.19	49.59
Pr_Vent_Ar_Aq	46.98	48.13	2.39
Pr_Ar_Aref_Rap	7.74	8.49	8.83
Razao_Mist_1	43.79	12.0	-264.88
Razao_Mist_2	13.02	12.0	-8.46
Razao_Mist_3	12.72	12.09	-5.17
Razao_Mist_4	17.35	12.37	-40.18
Razao_Mist_5	12.13	12.28	1.2

Figura 42. Tabela com a diferença entre médias reais e médias setpoint.

4.2.4.1. Controlo do Núcleo Térmico Principal e Vetor de Pressão

O bloco associado às zonas de pré-aquecimento e aquecimento coberto pelos termopares Temp_Aquecimento_1 a Temp_Aquecimento_5 apresenta um desempenho de regulação de excelência. Os desvios médios face ao setpoint revelam-se marginais, oscilando numa banda estreita entre os -0,52% e os +2,41%. Esta elevada aderência física comprova que os controladores cumprem com rigor as metas do projeto térmico, garantindo a homogeneidade da curva de cozedura nominal necessária para a maturação da chacota.

Esta estabilidade é integralmente secundada pelo vetor de pressão do sistema. Tanto a pressão do ventilador de ar de aquecimento (Pr_Vent_Ar_Aq) como a do arrefecimento rápido (Pr_Ar_Arref_Rap) contêm os seus desvios abaixo do limiar crítico dos 9% (+2,39% e +8,83%, respetivamente). Na dinâmica do forno, a manutenção destas pressões dentro da tolerância nominal é o fator que assegura o equilíbrio pneumático da câmara, impedindo que flutuações de caudal desestabilizem as frentes de chama dos queimadores.

4.2.4.2. Dinâmica do Subsistema de Exaustão e Recuperação Térmica

Em contraste com o núcleo estável, os parâmetros associados à exaustão de gases revelam desfazamentos acentuados, com a temperatura da chaminé a registar um desvio positivo de +28,89% e a temperatura de tiragem a atingir o valor crítico de +49,59%.

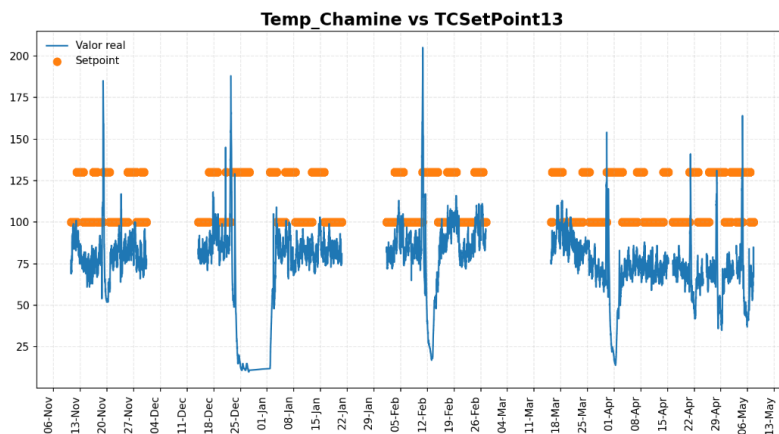


Figura 43. Registos na chaminé vs setpoints previstos.

A análise cronológica da Figura 45 demonstra que os valores reais da chaminé flutuam de forma sistemática abaixo do setpoint programado (estabilizando em torno dos 80°C face a alvos de 100°C a 130°C). Sob a ótica da eficiência térmica, este desvio positivo não sinaliza um descontrolo, mas sim um indicador de alta retenção de calor útil. O facto de os gases de combustão abandonarem o forno a uma temperatura substancialmente inferior à meta do projeto demonstra que a energia térmica está a ser retida eficazmente

no interior das câmaras cerâmicas ou transferida com elevado rendimento nos canais de recuperação, minimizando o desperdício por rejeição entálpica para a atmosfera.

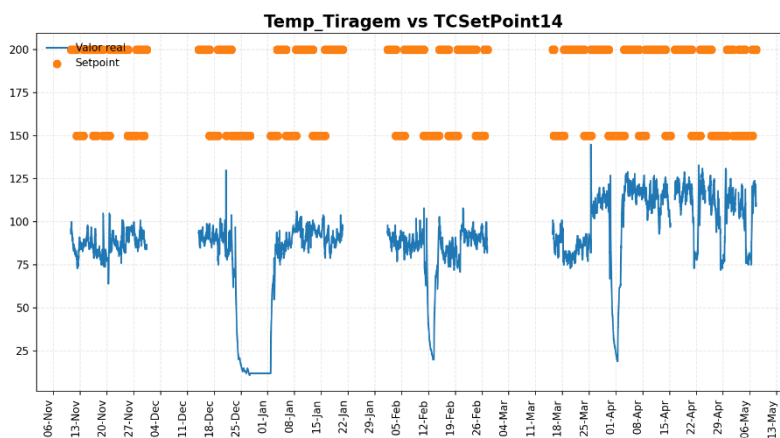


Figura 46. Registos na Tiragem vs setpoints previstos.

Cenário mais complexo é o exposto na Figura 46 para a temperatura de tiragem, onde o valor real médio de 90,83°C colapsa para metade do setpoint de projeto (180,19°C). Este desfasamento crónico indica que o ventilador de extração de tiragem está sobre-dimensionado ou a operar com excesso de aspiração de ar falso exterior. A introdução de massas de ar frio ambiental no coletor de exaustão deprime a temperatura da tiragem, explicando este erro de quase 50%. Este diagnóstico sugere a necessidade urgente de recalibrar o setpoint de software ou introduzir um controlo por inversor de frequência na exaustão para alinhar a meta teórica com a realidade física do fluxo.

4.2.4.3. Estequiometria de Combustão e Anomalias na Razão de Mistura

As maiores discrepâncias computacionais do dataset concentram-se nas variáveis associadas à razão de mistura ar/combustível (Razao_Mist_1 a Razao_Mist_4), cujos desvios negativos severos estendem-se de -8,46% até ao valor extremo de -264,88% na zona de entrada.

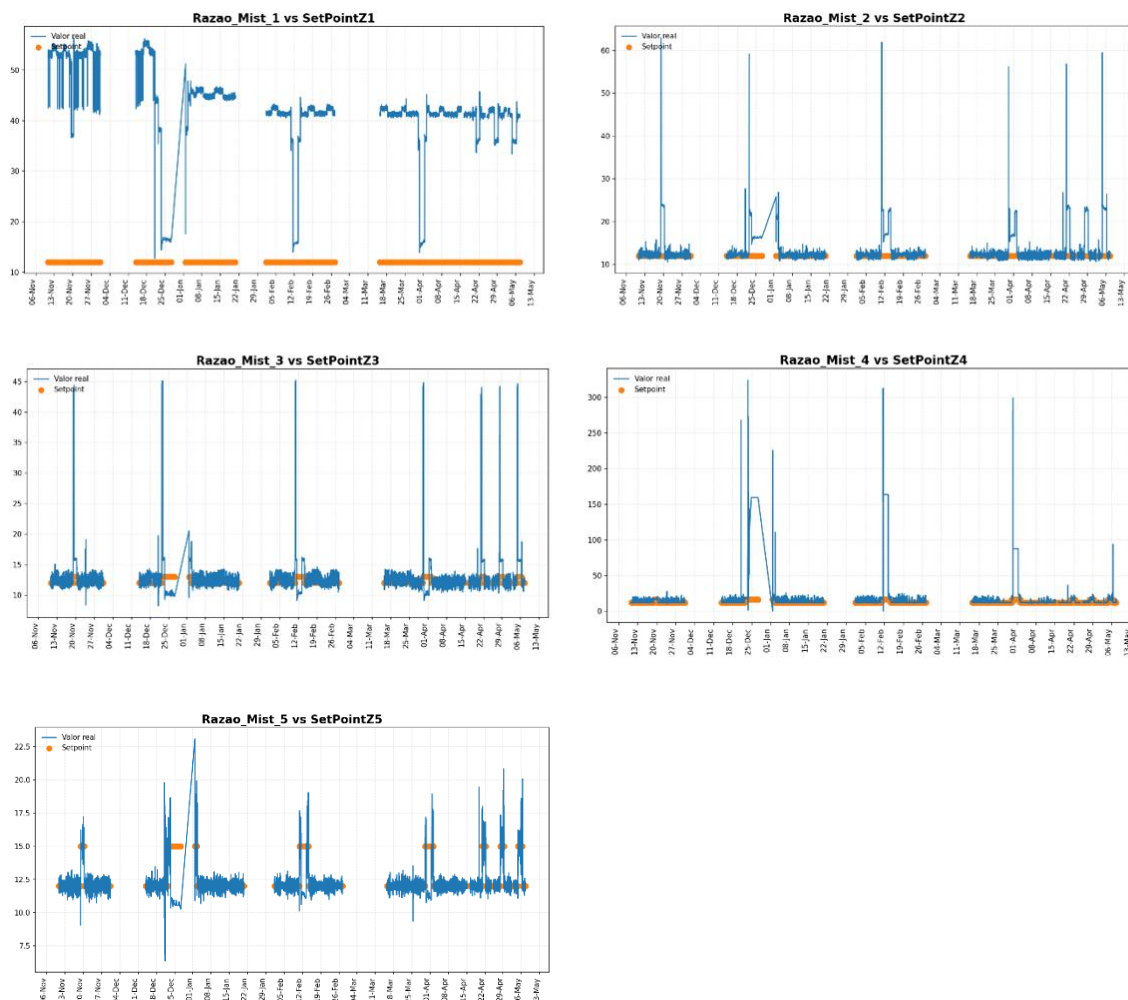


Figura 44. 5 zonas razão de mistura vs respectivos setpoints.

O comportamento destas malhas de combustão, detalhado na Figura 47, revela duas assinaturas físicas distintas. Na Zona 1 (admissão do forno), o valor real da mistura fixa-se estritamente acima do setpoint de projeto (média real de $43,79 \text{ m}^3/\text{m}^3$ face a um alvo de $12,00 \text{ m}^3/\text{m}^3$). Esta anomalia justifica-se pela física da zona de entrada de um forno contínuo: para criar uma cortina pneumática que barre as infiltrações ambientais e promova o pré-aquecimento seguro da carga fria, a automação impõe um regime de forte excesso de ar. O sistema injeta volumes maciços de ar de combustão face a caudais residuais de gás, gerando este rácio elevado que o software traduz como um desvio massivo de -264,88%.

Nas zonas subsequentes (Z2 a Z5), o rácio real converge para as metas estequiométricas nominais (na faixa dos 12 a $15 \text{ m}^3/\text{m}^3$), sofrendo perturbações exclusivas durante os períodos transitórios de quebra operacional. Sempre que ocorre uma interrupção na linha, está programada uma reação reativa e protetiva: estrangula imediatamente a injeção de gás para conter despesas e aciona o sopro de ar para arrefecer controladamente a câmara.

Este compasso de espera, onde o fluxo de gás desce mais depressa do que a purga de ar devido ao atraso de sinal ou à inércia mecânica das válvulas motorizadas, gera os picos verticais de volatilidade observados nos gráficos das razões de mistura

durante as paragens. Conclui-se que o sistema exhibe uma resposta adaptativa robusta face às flutuações de produção, embora a parametrização dos alarmes de desvio deva ser reajustada na Zona 1 para incorporar o excesso de ar basal e evitar falsos avisos de desconformidade matemática.

4.3. Discussão dos resultados

Os modelos estatísticos, matrizes de correlação e perfis de carga gerados nas secções anteriores foram submetidos a uma sessão de auditoria e validação conjunta com o corpo técnico-operacional da unidade fabril. O objetivo deste confronto analítico foi decifrar as causas físicas subjacentes às anomalias teledetetadas e consolidar a interpretação termodinâmica do ativo sob a ótica da realidade industrial.

4.3.1. Validação Física das Correlações e Dinâmicas de Controlo

Durante a apresentação dos resultados ao técnico fabril da empresa, as percentagens observadas na matriz de correlação suscitarão algumas reações e hipóteses interpretativas. Em particular, destacou-se o baixo valor de correlação entre o caudal de gás e a abertura da válvula de gás, que surpreendeu o interlocutor, não tendo sido possível, no momento, apresentar uma explicação definitiva para essa discrepância. No entanto, emergiram duas possíveis justificações exploratórias.

A primeira prende-se com a natureza distinta da medição de cada variável: o caudal de gás é registado de forma contínua ao longo do processo, sendo os dados apresentados em intervalos de 10 minutos, ao passo que a abertura da válvula corresponde a uma ação imediata e localizada, cujo efeito pode não se refletir de forma sincronizada nos dados registados de caudal. Ou seja, a medição do caudal pode diluir o impacto imediato da atuação da válvula, dificultando a correspondência direta entre ambas as variáveis.

A segunda hipótese levantada em discussão foi a possibilidade de existir alguma disfunção técnica associada à válvula ou ao sensor de medição. Nomeadamente, a ocorrência de situações em que o sensor reporta a abertura da válvula sem que esta ocorra de facto, ou em que a válvula atua corretamente, mas o sensor não consegue captar de forma fidedigna o seu efeito. Embora estas hipóteses careçam de validação, foi registada a intenção de as levar para análise junto da equipa técnica da empresa, com vista a uma avaliação mais aprofundada da fiabilidade da instrumentação envolvida.

No que diz respeito à correlação negativa entre a abertura da válvula de gás e as temperaturas de aquecimento, a explicação apontada teve em conta o comportamento dinâmico do sistema. Para aumentar a temperatura, aumenta-se o fornecimento de gás, mas a resposta térmica do sistema não é imediata. Existe um tempo de *'delay'*, entre o momento da atuação e o reflexo desse aumento nas temperaturas. Assim, quando as temperaturas estão baixas, o sistema reage aumentando o gás, o que gera uma relação de causa e efeito desfasada no tempo. Este compasso de atuação traduz-se numa correlação negativa, ainda que coerente com o funcionamento esperado do sistema.

Por fim, no que se refere à razão de mistura, a interpretação partilhada foi a de que, ao enriquecer a mistura, o sistema tende a aumentar de forma mais expressiva o caudal de gás do que o de ar. Mesmo que ambos aumentem, a diferença proporcional favorece o gás, o que faz com que a razão de mistura diminua ligeiramente. Esta lógica operacional, mais gás do que ar para subir a temperatura, justifica a correlação negativa observada com os caudais e aberturas, sendo consistente com a programação do sistema e com o objetivo de controlar a combustão de forma eficiente.

4.3.2. Evolução da Produção e Influência de Fatores Estruturais

Em relação a análise feita sobre os dados da produção, obteve-se a confirmação que a aproximação do Natal é um fator determinante, mas não o único que justifique tal subida. Ora, há outro fator estrutural que reforça esta tendência: a partir de novembro, algumas linhas de produção foram temporariamente desativadas, o que resultou na concentração de esforços na linha atualmente em análise. Esta passou a operar sete dias por semana, assumindo parte da produção originalmente distribuída por outras linhas. Esta alteração operacional ajuda a explicar o acréscimo de volume registado e justifica, de forma mais robusta, a manutenção dos níveis elevados de produção durante os últimos meses de 2024.

Esta sobrecarga tendeu a normalizar a partir de maio, período em que o interlocutor indicou que todas as linhas voltaram a estar ativas, distribuindo os volumes produtivos e gerando o esperado "efeito contrato".

A consolidação destas conclusões encontrou algumas limitações devido à ausência de dados de produção do ano de 2023, o que impediu uma comparação direta a longo prazo. Ainda assim, notou-se que o período atípico verificado no último terço do gráfico coincidiu com três pausas de produção curtas e próximas, nas quais o quadro elétrico não foi desligado devido à brevidade das interrupções, um comportamento que causou alguma surpresa ao interlocutor e que poderá ter peso no desenho dos consumos temporais.

4.3.3. Padrões de Quebra e Estratégias de Carregamento

Na análise do comportamento das variáveis disponíveis ao longo do tempo, foi possível identificar padrões de quebra com alguma regularidade, coincidindo com datas festivas como o Natal, Ano Novo, Carnaval, Páscoa e o Dia do Trabalhador. Esta observação foi confirmada pelo operador comercial, que indicou que tais datas correspondem, a interrupções planeadas da atividade produtiva.

Complementarmente, foi esclarecido que a empresa opera maioritariamente com duas curvas de cozedura, sendo que a mais comum é a curva de 13h, considerada o registo normal. Em contextos estratégicos, por exemplo, necessidade de atrasar a produção, recorre-se à curva das 16h. A segunda curva, utilizada para ajustar variações do processo, foi ao longo da análise designada como curva de descida, traduzida numa reguladora, assim designada pela empresa.

O ciclo de funcionamento da linha de produção segue um padrão semanal, com atividade normal até sexta-feira às 17h. A partir desse momento, inicia-se a transição para o fim de semana, período durante o qual a produção é significativamente reduzida. O regresso à operação plena dá-se na segunda-feira, o que justifica os valores inferiores observados nas análises à produção referentes a sextas, sábados e domingos.

Importa ainda salientar uma prática estratégica da empresa nas últimas remessas antes das pausas. Em alguns casos, a linha é sobrecarregada intencionalmente para maximizar o aproveitamento térmico e minimizar desperdícios, o que se pode refletir em picos de produção pré-quebra. Contudo, nem sempre essa sobrecarga ocorre: há situações em que a última remessa não preenche totalmente o forno. Nestes casos, apesar de o volume de peças ser inferior, o forno permanece quente (ainda que desligado), o que permite que as peças atinjam rapidamente a temperatura desejada. Esta particularidade justifica-se pela ausência de picos de consumo de gás nesses momentos, sugerindo que o fator-chave nestes episódios é o volume da remessa e não um aumento no fornecimento de energia. Esta interpretação sustenta-se nos dados e reforça a importância do variável volume de peças na explicação dos padrões térmicos e energéticos observados no período pré-quebra.

4.3.4. Variabilidade no Perfil Dia vs. Noite

Por fim, a avaliação do impacto do período diurno vs. noturno revelou que as oscilações observadas se devem essencialmente à diferença de massa térmica processada em cada turno, e não propriamente à temperatura ambiente exterior.

Durante o dia, três linhas/setores de conformação estão em operação a alimentar o processo, enquanto à noite apenas uma se mantém ativa. Esta redução na cadência de produção durante o turno noturno diminui a quantidade de loiça em circulação e, consequentemente, reduz a inércia térmica global dentro do forno. Com menos massa para amortecer as variações, o sistema torna-se menos estável, justificando a ocorrência de picos térmicos mais drásticos durante a noite e quebras mais acentuadas durante o dia.

4.4. Resumo do capítulo

O presente capítulo apresenta e discute de forma integrada os resultados obtidos a partir dos dois conjuntos de dados analisados, articulando não apenas as evidências identificadas, mas também a sua interpretação à luz das questões de investigação definidas e das implicações para trabalhos futuros. A abordagem combina análise estatística, exploração visual e interpretação técnica, com o objetivo de compreender o comportamento térmico dos fornos, as causas das quebras de produção e os fatores que influenciam a eficiência energética.

A análise do Dataset 1 permitiu uma primeira análise do processo produtivo e das relações entre variáveis fundamentais. Através da aplicação interativa desenvolvida, observaram-se padrões relevantes de correlação e diferenças marcantes entre empresas, fornos e subsectores, destacando-se o papel determinante do consumo de combustível no desempenho térmico. A aplicação do algoritmo K-Means permitiu identificar três grupos

distintos de túneis, diferenciados sobretudo pelos níveis de combustão, fornecendo uma primeira base de segmentação operacional discutida posteriormente no capítulo.

O estudo aprofundado do caso de estudo centrou-se no Dataset 2. Após garantir a integridade dos dados através da filtragem de anomalias e do isolamento de registos informáticos transientes de curtíssima duração, realizou-se a segmentação das curvas de processo. Esta etapa permitiu separar o regime nominal de funcionamento (dominado pelas curvas de 13h e 16h) da chamada "curva de descida" ou reguladora, ativada nos períodos de paragem. A matriz de correlação evidenciou relações fortes entre as variáveis de ar e gás, bem como os efeitos de inércia térmica nas temperaturas. Este comportamento foi traduzido num claro compasso de atuação do sistema, onde o *delay* natural entre a abertura das válvulas e a resposta térmica gera variações momentâneas, perfeitamente coerentes com a dinâmica de controlo do forno.

A discussão dos resultados realça a coerência entre os padrões observados e o funcionamento esperado do processo produtivo, reforçando a utilidade das ferramentas estatísticas e visuais aplicadas. A existência de discrepâncias térmicas antes de algumas quebras sugere potenciais sinais de alarme precoce, enquanto a assimetria entre zonas do forno e a ausência de aumento no caudal de gás durante picos de temperatura apontam para fenómenos de inércia térmica e variabilidade de carga. A segmentação pelo tipo de curva demonstrou ser adequada para distinguir estados operacionais distintos, facilitando a interpretação dos resultados.

No que respeita à resposta às questões de investigação, os resultados permitiram:

- Identificar de forma clara os padrões térmicos e energéticos característicos do processo;
- Determinar a frequência, causas prováveis e impactos das quebras de produção;
- Compreender as relações estatísticas entre variáveis chave, essenciais para avaliar a eficiência energética;
- Validar a existência de comportamentos anómalos associados a determinadas situações operacionais, contribuindo para a possível deteção precoce de problemas.

Finalmente, o capítulo apresentou propostas e recomendações para trabalho futuro, destacando a relevância de desenvolver modelos de *clustering* focados no nivelamento por baixo do consumo horário (aproximando-o dos 40 m³/h). Sugere-se a integração de sensores de contagem com granularidade de 10 minutos para eliminar aproximações diárias, a incorporação de novas variáveis físicas (como a humidade e a composição do produto) e o cruzamento direto entre a variabilidade térmica, a eficiência específica e o índice de qualidade final da loiça saído do forno.

CAPÍTULO 5

5 CONCLUSÃO

Este capítulo encerra o trabalho traduzindo os diagnósticos de dados em conclusões operacionais. A integração das variáveis térmicas e de produção permitiu decifrar o comportamento real do ativo em ambiente de fábrica, servindo de base para as respostas às questões de investigação e recomendações que se seguem.

5.1. Resposta às Questões de Investigação

Com base nos resultados obtidos através da análise estatística, da modelação dos dados e da validação operacional junto dos responsáveis da empresa, apresenta-se de seguida a resposta fundamentada às questões que nortearam este trabalho de investigação.

Qual é o nível de conformidade do sistema de controlo?

A análise revelou que o sistema de controlo apresenta, de forma geral, um comportamento coerente com os *setpoints* definidos, embora existam discrepâncias pontuais entre o valor esperado e o desempenho real. A correlação negativa observada entre a abertura da válvula de gás e as temperaturas de aquecimento explica-se pela resposta dinâmica do sistema. Existe um *delay* natural entre a atuação da válvula e a variação efetiva da temperatura, o que justifica variações momentâneas fora dos limites ideais. Apesar destas oscilações, o comportamento global confirma a eficácia do sistema de controlo no ajustamento automático ao regime térmico requerido.

Como as diferentes curvas de cozedura e a sua duração real se correlacionam com a eficiência energética do processo?

Verificou-se que a curva de 13 horas constitui o padrão normal de operação, assegurando um equilíbrio eficiente entre consumo energético e estabilidade térmica. Já a curva de 16 horas é utilizada de forma estratégica, em situações específicas, como atrasos de produção ou necessidade de prolongar o ciclo. A chamada “curva de descida” revelou-se um mecanismo regulador utilizado para ajustar o processo em transições operacionais.

A análise temporal evidenciou ainda uma forte influência de fatores operacionais na eficiência: a concentração de produção em determinadas fases (ex. aproximação do Natal) e a redistribuição de cargas após a reativação de outras linhas alteraram o padrão de consumo energético, indicando que a eficiência depende não apenas da curva em si, mas também do contexto produtivo.

A variação da temperatura ambiente (dia vs. noite) tem uma influência relevante e quantificável no consumo de gás?

Não. Os resultados demonstraram que o impacto direto das condições climáticas e da temperatura ambiente exterior no consumo de gás é marginal. As oscilações térmicas e de caudal registadas entre o período diurno e noturno devem-se, na verdade, à variação de massa térmica processada no interior do equipamento em cada turno.

Durante o dia, três linhas ou setores de conformação estão em atividade contínua a alimentar o forno, ao passo que à noite apenas uma linha se mantém ativa. Esta redução na cadência noturna diminui drasticamente a quantidade de loiça em circulação e, consequentemente, reduz a inércia térmica global dentro do canal de rolos. Com menos massa para amortecer o calor, o sistema manifesta picos térmicos mais drásticos durante a noite e quedas mais acentuadas de dia quando entra a carga fria.

Esta independência face ao clima foi corroborada pelo período atípico de consumo verificado no último terço do horizonte temporal, cuja origem se ligou a dinâmicas internas da fábrica e pausas curtas e não a fatores meteorológicos.

É possível identificar padrões de estabilidade e instabilidade no consumo de gás ao longo do tempo? Há desperdício de recursos no processo produtivo?

Sim, a análise temporal revelou períodos de instabilidade no consumo de gás, especialmente associados a pausas produtivas e mudanças de turno (sexta-feira à noite até segunda-feira de manhã). Estes intervalos caracterizam-se por reduções abruptas na produção e ajustes térmicos do sistema, indicando momentos de menor eficiência. Identificou-se ainda que, em determinadas circunstâncias, a linha é sobrecarregada antes das pausas, estratégia que visa otimizar o aproveitamento térmico e reduzir desperdícios energéticos. Quando tal não ocorre, observa-se desperdício associado a remessas incompletas, nas quais o forno permanece quente sem utilização plena da capacidade. Deste modo, conclui-se que o desperdício não é sistemático, mas pontual e dependente da gestão operacional, reforçando a importância da coordenação entre volume de produção e planeamento térmico.

5.2. Recomendações Práticas e Conclusões Finais

O cruzamento dos resultados estatísticos com a realidade operativa permite delinear diretrizes diretas para otimizar a eficiência térmica do ativo. No que concerne à gestão das rampas térmicas, a curva de 16 horas deve ser reservada estritamente para campanhas longas e contínuas (superiores a 50 horas). Como este regime apresenta uma elevada carga térmica fixa inicial para vencer a inércia do refratário, o prolongamento do ciclo dilui esse custo no balanço cumulativo, maximizando a eficiência por tonelada processada e evitando o desperdício de lotes fracionados. Inversamente, a curva de 13 horas, pela estabilidade horizontal do seu consumo horário, deve ser mantida como o canal flexível para absorver lotes curtos, encomendas urgentes e a volatilidade diária do mercado, garantindo agilidade sem penalizações energéticas na fatura global de gás.

Na gestão dos períodos antecedentes às paragens programadas, a coordenação deve ser rigorosa. Recomenda-se incentivar a sobrecarga planeada da linha para preencher o canal de rolos e rentabilizar a entalpia acumulada na estrutura cerâmica. Caso

o inventário seja insuficiente para preencher o forno, a automação deve comutar de imediato para a curva de descida reguladora, mitigando o desperdício de combustível em regime de vazio. Em suma, a aplicação de técnicas de Data Science neste estudo converteu a auditoria telemétrica em decisões pragmáticas. Ao decifrar fenômenos complexos como o delay das válvulas, o "efeito contrato" ou o impacto da loiça em circulação, o trabalho prova que a transição para uma gestão baseada em dados reais é a chave para a racionalização de custos e a sustentabilidade no setor cerâmico.

5.3. Desafios

O desenvolvimento do presente trabalho enfrentou um conjunto de desafios que condicionaram, em diferentes momentos, o ritmo e a profundidade das análises realizadas. Apesar dessas limitações, foi possível garantir a consistência metodológica e a relevância dos resultados obtidos.

Um dos principais constrangimentos esteve relacionado com a disponibilidade das ferramentas e dos dados necessários à execução do estudo. Embora o estágio tivesse uma duração total de seis meses, o acesso ao dataset principal não foi imediato, o que obrigou a uma reorganização das fases iniciais do trabalho. Durante esse período, foi aproveitado o tempo para realizar uma revisão bibliográfica mais robusta e desenvolver competências técnicas adicionais, nomeadamente através do treino com um dataset alternativo, distinto daquele que viria a constituir a base principal de análise. Esta estratégia revelou-se essencial para consolidar conhecimentos e preparar a estrutura analítica que seria posteriormente aplicada ao conjunto de dados definitivo.

Outro desafio de relevo foi o dataset principal incompleto, nomeadamente no que diz respeito à ausência de determinados períodos temporais. Apesar dos esforços de comunicação e colaboração com a empresa, a elevada carga de trabalho das equipas internas dificultou a obtenção célere de informação complementar. Alguns pedidos de dados foram satisfeitos, ainda que com algum atraso, enquanto outros não chegaram a ser atendidos, em particular no que respeita aos registos de produção dos anos de 2023 e 2025. Esta limitação reduziu a possibilidade de efetuar comparações anuais e de validar certas hipóteses de forma mais abrangente.

Adicionalmente, observou-se heterogeneidade na granularidade temporal dos dados disponíveis: algumas variáveis apresentavam registos com periodicidade de 10 em 10 minutos, enquanto outras apenas estavam disponíveis de forma diária. Esta discrepância exigiu um cuidado acrescido na fase de pré-processamento e integração dos dados, de modo a garantir a coerência das análises e a fiabilidade dos resultados obtidos.

Em síntese, embora os desafios enfrentados tenham imposto restrições ao ritmo de execução e à abrangência de certas análises, a capacidade de adaptação e a definição de estratégias alternativas de trabalho permitiram ultrapassar as limitações iniciais, assegurando a concretização dos objetivos propostos e a validade global do estudo.

5.4. Trabalho Futuro

A análise focada no caudal médio de gás por ordem de produção permitiu comprovar que a maioria das campanhas normais se concentra numa banda operativa estável, situada entre os 40 m³/h e os 60 m³/h. Esta consistência atesta a maturidade do processo térmico e a regularidade na execução das curvas produtivas da organização.

Contudo, a validação conjunta dos resultados abriu uma oportunidade estratégica de investigação: a possibilidade de aplicar algoritmos para promover um nivelamento por baixo deste consumo, aproximando o caudal médio de gás das ordens de produção dos valores mais eficientes registados (na ordem dos 40 m³/h), sem comprometer a qualidade final do produto cerâmico.

Como este tópico emergiu na fase de encerramento do estágio, a abordagem inicial foi necessariamente preliminar, focando-se no levantamento dos obstáculos técnicos e das limitações de dados que impediam essa otimização imediata. Para dar continuidade a este diagnóstico, recomendam-se as seguintes linhas de trabalho futuro:

- **Análise de Clusters e Identificação de *Features*:** Propõe-se o desenvolvimento de um modelo de *clustering* focado exclusivamente nos pontos centrais do regime nominal. O objetivo é isolar e comparar as características (*features*) do forno nos momentos em que o caudal estabiliza perto dos 40 m³/h face aos momentos em que este desliza para a casa dos 60 m³/h, tentando perceber quais as variáveis que governam esta flutuação.
- **Integração de Sensores de Produção em Tempo Real:** Sugere-se a instalação ou a integração telemática de contadores automatizados à entrada do forno, permitindo registar o volume de peças e a massa útil com a mesma granularidade (intervalos de 10 minutos) das variáveis térmicas. Este alinhamento exato eliminará a necessidade de aproximações diárias e permitirá calcular com precisão matemática o indicador de consumo específico.
- **Estudo do Impacto do "Efeito Contrato":** Assim que os históricos de produção de 2025 estiverem consolidados, será de elevado valor monitorizar o comportamento do forno após a redistribuição de carga pelas restantes linhas, validando se a normalização do fluxo estabiliza os desvios térmicos identificados no último terço do período auditado.

Referencias

- Ceramicartis. (s.d.). *A história da cerâmica no Japão*. <https://ceramicartis.com>
- Kaner, S., & Taniguchi, Y. (2017). *Jomon Reflections: Forager Life and Culture in the Prehistoric Japanese Archipelago*. Oxbow Books.
- Pinto, A. F. N. (2020). *Cerâmica tradicional e fabricação aditiva em cerâmica: Estudo da tradição e contemporaneidade no design cerâmico* [Dissertação de mestrado, Universidade de Lisboa].
- Shelach-Lavi, G. (2015). *The archaeology of early China: From prehistory to the Han dynasty*. Cambridge University Press.
- Terracota do Algarve. (s.d.). *Breve história da cerâmica*. <https://terracotadoalgarve.pt>
- Wu, X., Zhang, C., Goldberg, P., Cohen, D., Pan, Y., Arpin, T., & Bar-Yosef, O. (2012). Early pottery at 20,000 years ago in Xianrendong Cave, China. *Science*, 336(6089), 1696–1700. <https://doi.org/10.1126/science.1218643>
- APICER. (2022). *Cerâmica portuguesa: tradição e inovação* [Portuguese ceramics: Tradition and innovation]. APICER – Associação Portuguesa das Indústrias de Cerâmica e de Cristalaria.
- Pratas, J. C. (2022, novembro). A cerâmica portuguesa já está presente praticamente em todo o mundo [Entrevista]. *Actualidade*, 14-18.
- ISQ. (2022, 14 de janeiro). *Documento de referência do setor da cerâmica*. https://ecotermip.inegi.up.pt/documents_page.asp?id=140
- Laroca, A. C. O. (2019). *Indústria cerâmica: Estado da arte e potencial de inovação* (Dissertação de mestrado, Instituto Superior de Engenharia do Porto). Instituto Superior de Engenharia do Porto.
- Junqueira, A. M. (2021). *A cerâmica de revestimento no contexto do design de ambientes e interiores: Análise de aspetos qualificadores do espaço* (Dissertação de mestrado, Universidade de Lisboa, Faculdade de Belas-Artes).
- Silva, M. F., & Cardoso, J. M. (2018). *Controlo da qualidade em processos industriais: Aplicações à indústria cerâmica*. Instituto Politécnico de Leiria.
- Finnveden, G., Hauschild, M. Z., Ekvall, T., Guinee, J., Heijungs, R., Hellweg, S., Koehler, A., Pennington, D., & Suh, S. (2009). Recent developments in Life Cycle Assessment. *Journal of Environmental Management*, 91(1), 1–21. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2009.06.018>
- Hunkeler, D., Lichtenvort, K., & Rebitzer, G. (Eds.). (2008). *Environmental Life Cycle Costing*. SETAC Press.

Curran, M. A. (2017). *Life Cycle Assessment Student Handbook*. Wiley.

Guinée, J. B., Heijungs, R., Huppes, G., Zamagni, A., Masoni, P., Buonamici, R., ... & Rydberg, T. (2011). Life cycle assessment: Past, present, and future. *Environmental Science & Technology*, 45(1), 90–96. <https://doi.org/10.1021/es101316v>

Suh, S., & Huppes, G. (2005). Methods for life cycle inventory of a product. *Journal of Cleaner Production*, 13(7), 687–697. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2003.04.001>

Dhar, V. (2013). Data science and prediction. *Communications of the ACM*, 56(12), 64–73. <https://doi.org/10.1145/2500499>

Provost, F., & Fawcett, T. (2013). *Data Science for Business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking*. O'Reilly Media.

Waller, M. A., & Fawcett, S. E. (2013). Data Science, Predictive Analytics, and Big Data: A Revolution That Will Transform Supply Chain Design and Management. *Journal of Business Logistics*, 34(2), 77–84. <https://doi.org/10.1111/jbl.12010>

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>

Kelleher, J. D., & Tierney, B. (2018). *Data Science*. MIT Press.

Rahm, E., & Do, H. H. (2000). Data cleaning: Problems and current approaches. *IEEE Data Engineering Bulletin*, 23(4), 3–13.

Yau, N. (2013). *Data Points: Visualization That Means Something*. Wiley.

Bastian, L., Zimmermann, K., & Heimerl, S. (2020). Data analytics in supply chain management: A framework for sustainability. *Journal of Cleaner Production*, 256, 120543. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120543>

Chong, A. Y. L., Lo, C. K. Y., & Weng, X. (2017). Predicting product quality in the manufacturing industry using big data analytics. *International Journal of Production Research*, 55(5), 1–19. <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1194737>

Liao, T. W., & Jiang, X. (2016). Real-time big data analytics for energy efficiency in industrial operations. *Energy*, 101, 413–420. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.02.062>

Hofmann, E., & Maier, T. (2020). The digitalization of supply chains: Impact of IoT and Industry 4.0 on sustainability and the environment. *Journal of Industrial Ecology*, 24(3), 568–580. <https://doi.org/10.1111/jiec.12958>

Hunter, J. D. (2007). *Matplotlib: A 2D graphics environment*. Computing in Science & Engineering, 9(3), 90–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>

Lee, J., Davari, H., Singh, J., & Pandhare, V. (2020). *Industrial Artificial Intelligence for industry 4.0-based manufacturing systems*. Manufacturing Letters, 18, 20–23.
<https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.11.003>

Plotly Technologies Inc. (2015). *Collaborative data science*. Montreal, QC: Plotly Technologies Inc. <https://plot.ly>

Qin, Y., Zhang, X., & Lu, Y. (2021). *Machine learning applications in sustainable manufacturing: A review*. Journal of Cleaner Production, 287, 125349.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125349>

Wang, J., Ye, X., & Li, Z. (2022). *Artificial intelligence in sustainable manufacturing: Current status and future directions*. Journal of Cleaner Production, 357, 131694.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131694>



UNIVERSIDADE
PORTUCALENSE

upt.pt