



Catarina Mansilha dos Santos Pinto
Mestrado Integrado em Engenharia Química e Bioquímica

Estudo de melhoria da ferramenta de planificação da produção
de utilidades, recorrendo a algoritmos de otimização não linear,
NLIM

MESTRADO INTEGRADO EM ENGENHARIA QUÍMICA E BIOQUÍMICA

Universidade NOVA de Lisboa

Dezembro, 2021

Estudo de melhoria de ferramenta de planificação da produção de utilidades, recorrendo a algoritmos de otimização não linear, NLIM.

Catarina Mansilha dos Santos Pinto

Licenciada em Engenharia Química e Bioquímica

Orientador: Joana Isabel Grilo de Brito, Engenheira de Processo, Galp Energia

Coorientador: Professor Mário Fernando José Eusébio, Professor Catedrático,
NOVA School of Science and Technology

Júri:

Presidente: Professora Maria da Ascensão Carvalho Fernandes Miranda Reis, Professora Catedrática,
NOVA School of Science and Technology

Arguente: Professor José Paulo Barbosa Mota, Professor Catedrático,
NOVA School of Science and Technology

MESTRADO INTEGRADO EM ENGENHARIA QUÍMICA E BIOQUÍMICA

Universidade NOVA de Lisboa
Dezembro, 2021

Estudo de melhoria da ferramenta de planificação da produção de utilidades, recorrendo a algoritmos de otimização não linear NLIM.

Copyright © Catarina Mansilha dos Santos Pinto, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade NOVA de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade NOVA de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

AGRADECIMENTOS

O presente estágio curricular realizado no âmbito da dissertação de mestrado foi apenas possível devido a várias pessoas, às quais deixo aqui o meu maior agradecimento.

Em primeiro lugar, agradeço à Galp Energia, pela oportunidade que me deu de realizar a tese num complexo industrial como é a Refinaria de Sines e com uma equipa tão motivada. Foi sem dúvida uma experiência enriquecedora a nível profissional e pessoal.

À minha orientadora, Joana Brito, por todo o tempo e dedicação prestados ao longo destes meses. Sem a sua ajuda, não seria possível realizar este projeto.

Ao co-orientador da presente dissertação, o Professor Mário Eusébio, o meu agradecimento pela disponibilidade e sugestões de melhoria constantes, que ajudaram ao desenvolvimento e orientação do trabalho.

Por último, quero agradecer aos meus amigos e à minha família, por todo o apoio e motivação que sempre me deram ao longo da minha vida, tanto pessoal como académica.

O meu sincero obrigada a todos!

RESUMO

Nos grandes complexos industriais, a procura e os preços das utilidades estão em constante mudança, sendo várias as oportunidades para otimizar o planeamento da rede de utilidades. Verificou-se que, nem sempre os métodos de otimização existentes, providenciam as soluções ideais ao funcionamento operacional do sistema, especialmente quando o planeamento sofre alterações frequentes, implicando que as condições ótimas mudem ao longo do tempo.

No sentido de otimizar o sistema de utilidades da Refinaria de Sines, foi adquirida uma ferramenta de planeamento offline, na vertente das utilidades, o *gPROMS Utilities Planner*, desenvolvida pela empresa *Process Systems Enterprise*. Esta ferramenta, através de algoritmos de otimização não linear inteiros mistos, NLIM, permite prever o impacto na gestão de utilidades, em função do plano de produção, considerando a variação da procura e dos preços das utilidades.

O principal objetivo deste trabalho é corrigir e atualizar o *Planner*, aproximando o modelo implementado na ferramenta, à configuração real do sistema de utilidades da Refinaria e, desta forma, poder estudar o seu desempenho como ferramenta de previsão, mediante um plano de produção.

A correção da ferramenta, passou pela realização do mapeamento das correntes processuais do sistema de utilidades da Refinaria, sendo possível identificar as correntes em falta no modelo do *Planner*. Para a sua atualização, desenvolveram-se equações para prever os consumos e produções de utilidades nas unidades processuais, através de modelos de regressão linear simples e múltipla.

Com o objetivo de testar a ferramenta, estudaram-se três casos operacionais reais da Refinaria de Sines, analisando o *output* fornecido pelo *Planner*, comparativamente com o *output* real, dando especial atenção à rede de vapor e de energia elétrica.

Os resultados obtidos indicam que, de modo geral, a ferramenta apresenta um bom desempenho ao descrever os níveis de produção e consumo de vapor. No entanto, nem sempre a otimização das necessidades energéticas do processo, corresponde aos valores verificados para o caso operacional em estudo. Este é um aspeto importante, uma vez que, um dos principais interesses na utilização da ferramenta, é diminuir o custo total de energia, através do aumento de eficiência energética no sistema de utilidades.

Palavras-Chave: Sistemas de utilidades; Planeamento da produção; Otimização; gPROMS.

ABSTRACT

In large industrial complexes, the demand and prices of utilities is constantly changing, therefore, there are many opportunities to optimize the planning of the utilities system. The existing optimization methods do not always provide the ideal operational conditions, especially when the planning strategy frequently changes, implying that the optimal conditions change over a given planning horizon.

In order to optimize the Sines Refinery's utilities system, an offline planning tool was acquired, in the area of utilities, the gPROMS Utilities Planner, developed by Process Systems Enterprise (PSE). This tool, through non-linear mixed integer optimization algorithms, PNLIM, allows predicting the impact on utility management, depending on the production plan, considering the variation in demand and prices of utilities.

The main objective of this work is to correct and update Planner, approximating the implemented model in the tool, to the real configuration of the Refinery's utility system and consequently, to study its performance as a forecasting tool, according to a production plan.

The correction of the tool involved mapping the process streams of the Refinery's utilities system, making it possible to identify the missing streams in the Planner's model. For its updating, equations were developed to predict the consumption and production of utilities in processual units, through simple and multiple linear regression models.

In order to validate the tool, three real cases were simulated, analyzing the output provided by Planner and comparing to the real output.

The obtained results indicate that, in general, the tool presents a good performance when describing the levels of production and consumption of the steam network. However, the optimization of the energy needs of the process does not always correspond to observed values in the real operational scenario. This is an important aspect, since one of the main interests in the usage of the tool, is to reduce the total energy cost, by increasing the energy efficiency in the utilities system.

Key-Words: Utilities Systems; Production Planning; Optimization; gPROMS;

ÍNDICE

AGRADECIMENTOS	VII
RESUMO.....	IX
ABSTRACT	XI
ÍNDICE.....	XIII
ÍNDICE DE FIGURAS	XV
ÍNDICE DE TABELAS	XVII
GLOSSÁRIO	XIX
1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 ENQUADRAMENTO.....	1
1.2 OBJETIVO.....	2
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	2
1.4 REFINARIA DE SINES.....	2
1.4.1 Breve descrição processual	3
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	5
2.1. OTIMIZAÇÃO DE SISTEMAS ATRAVÉS DE PROBLEMAS NÃO LINEARES INTEIROS MISTOS (PNLIM)	5
2.1.1 Processo de otimização.....	5
2.1.1.2 CLASSIFICAÇÃO DOS PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO	6
2.1.1.3 MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO	7
2.1.2. Solvers	9
2.2. MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA.....	10
2.2.1 Estimativa dos coeficientes de regressão: Método dos Mínimos Quadrados.....	11
2.2.2 PRESSUPOSTOS DO MODELO DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA	14
2.2.3. VALIDAÇÃO DOS PRESSUPOSTOS	15
2.2.4 ANÁLISE DE VARIÂNCIA (ANOVA) APLICADA À REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA.....	18
2.2.5 ANÁLISE DE REGRESSÃO DO MODELO	19
2.2.6. MINITAB® STATISTICS SOFTWARE.....	20
2.3. GPROMS UTILITIES PLANNER.....	21
2.4. SISTEMA DE UTILIDADES NA REFINARIA DE SINES.....	22
3 PROCEDIMENTO	25
3.1. MAPEAMENTO DAS CORRENTES PROCESSUAIS DO MODELO DA REFINARIA (ENGINEER) VS FERRAMENTA PLANNER	26
3.2. ATUALIZAÇÃO DAS EQUAÇÕES DE CONSUMO E PRODUÇÃO DE UTILIDADES NAS UNIDADES PROCESSUAIS	26
3.2.1 Unidade de Destilação Atmosférica:	26
Consumo de combustível nos fornos da CC.....	26
3.2.2 Alteração do código do Planner, em VBA.....	32

3.2.3. Unidade de Vácuo I (CV)	33
Atualização da equação de produção de vapor de 10,5 barg	33
3.2.4. Unidade de Vácuo II (VV).....	34
Atualização da equação de produção de vapor de 24 barg	34
3.2.5 Unidade Visbreaker (VB)	35
Atualização da equação de produção de vapor de 24 e 10,5 barg	35
3.2.6 Implementação da unidade HR na ferramenta e desenvolvimento da respetiva equação de produção de vapor	36
4 ANÁLISE DE RESULTADOS.....	39
4.1 MAPEAMENTO DAS CORRENTES PROCESSUAIS DO SISTEMA DE UTILIDADES CONSIDERADAS NO MODELO (ENGINEER) VS FERRAMENTA PLANNER.....	39
4.2. ATUALIZAÇÃO DAS EQUAÇÕES DE CONSUMO E PRODUÇÃO DE UTILIDADES NAS UNIDADES PROCESSUAIS	41
4.2.1. UNIDADE DE DESTILAÇÃO ATMOSFÉRICA:.....	41
CONSUMO DE COMBUSTÍVEL NOS FORNOS DA CC	41
4.2.2 Unidade de Vácuo I (CV)	44
Atualização da equação de produção de vapor de 10,5 barg	44
4.2.3. Unidade de Vácuo II (VV).....	47
Atualização da equação de produção de vapor de 24 barg	47
4.2.4. Unidade Visbreaker (VB)	51
Atualização da equação de produção de vapor de 24 e 10,5 barg	51
4.3. IMPLEMENTAÇÃO DA UNIDADE HR NA FERRAMENTA DESENVOLVIMENTO DA RESPETIVA EQUAÇÃO DE PRODUÇÃO DE VAPOR	55
5 CASOS PRÁTICOS.....	59
5.1 PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO NO PLANNER	59
5.2. CASO PRÁTICO I: REGIME VLS	60
5.3 CASO PRÁTICO II: REGIME RAT BTE	64
5.4 CASO PRÁTICO III: PARAGEM FÁBRICA III	65
6.CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO	67
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	71
A.ANEXOS	75

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 2.1 GRÁFICO DE PROBABILIDADE NORMAL COM DISTRIBUIÇÃO NORMAL	64
FIGURA 2.2 GRÁFICO RESÍDUOS VERSUS VALORES AJUSTADOS	16
FIGURA 2.3 GRÁFICO TÍPICAMENTE VÁLIDO PARA RESÍDUOS VERSUS ORDEM DE OBSERVAÇÃO	17
FIGURA 2.4 WORKFLOW DA FERRAMENTA PLANNER.....	21
FIGURA 2.5 ESQUEMA SIMPLIFICADO DA REDE DE VAPOR DA REFINARIA DE SINES.....	23
FIGURA 2.6 ESQUEMA SIMPLIFICADO DA REDE DE HIDROGÉNIO DA REFINARIA DE SINES.....	24
FIGURA 3.1 PRINCIPAIS ETAPAS DO PROCEDIMENTO	25
FIGURA 3.2 PASSOS SEGUIDOS PARA O DESENVOLVIMENTO DO MODELO DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA ..	28
FIGURA 3.3 INTRODUÇÃO DOS DADOS NO ASPEN PROCESS DATA	29
FIGURA 3.4 GRÁFICO P-P PLOT PARA O MODELO RAT BTE	32
FIGURA 3.5 GRÁFICO P-P PLOT PARA O MODELO VLS	32
FIGURA 4.1 DIAGRAMA DE PARETO PARA O CONSUMO DE VAPOR NAS UNIDADES PROCESSUAIS	39
FIGURA 4.2 DIAGRAMA DE PARETO PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR NAS UNIDADES PROCESSUAIS	40
FIGURA 4.3 GRÁFICO P-P PLOT PARA O MODELO VLS	42
FIGURA 4.4. GRÁFICO P-P PLOT PARA O MODELO RAT BTE	42
FIGURA 4.5 RESÍDUOS VERSUS VALORES AJUSTADOS NO MODELO RAT BTE	43
FIGURA 4.6 RESÍDUOS VERSUS VALORES AJUSTADOS NO MODELO VLS.....	43
FIGURA 4.7 RESÍDUOS VERSUS ORDEM DE OBSERVAÇÃO NO MODELO RAT BTE	43
FIGURA 4.8 RESÍDUOS VERSUS ORDEM DE OBSERVAÇÃO NO MODELO VLS	43
FIGURA 4.9 DIAGRAMA DE DISPERSÃO PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE CV VERSUS CCV	44
FIGURA 4.10 DIAGRAMA DE DISPERSÃO PRODUÇÃO DE VAPOR VERSUS TCV	45
FIGURA 4.11 RESÍDUOS VERSUS VALORES AJUSTADOS PARA O MODELO LINEAR PRODUÇÃO VAPORCV vs TCV ...	46
FIGURA 4.12 GRÁFICO P-P PLOT PARA O MODELO LINEAR PRODUÇÃO VAPORCV vs TCV	46
FIGURA 4.13 RESÍDUOS VERSUS VALORES POR ORDEM DE OBSERVAÇÃO PARA O MODELO LINEAR PRODUÇÃO VAPORCV vs TCV	46
FIGURA 4.14 DIAGRAMA DE DISPERSÃO PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE VV VERSUS CVV	48
FIGURA 4.15 DIAGRAMA DE DISPERSÃO PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE VV VERSUS TVV	48
FIGURA 4.16 GRÁFICO P-P PLOT PARA O MODELO 1 (VV).....	49
FIGURA 4.17 GRÁFICO P-P PLOT PARA O MODELO 2 (VV)	49
FIGURA 4.18 GRÁFICO RESÍDUOS VS VALORES AJUSTADOS NO MODELO 1 (VV).....	50
FIGURA 4.19 GRÁFICO RESÍDUOS VS VALORES AJUSTADOS NO MODELO 2 (VV).....	50
FIGURA 4.20 GRÁFICO RESÍDUOS VS ORDEM DE OBSERVAÇÃO NO MODELO 1 (VV)	50
FIGURA 4.21 GRÁFICO RESÍDUOS VS ORDEM DE OBSERVAÇÃO NO MODELO 2 (VV)	50
FIGURA 4.22 GRÁFICO DE DISPERSÃO PRODUÇÃO DE VAPOR (24 BARG) VERSUS TVV	51
FIGURA 4.23 GRÁFICO DE DISPERSÃO PRODUÇÃO DE VAPOR (10,5 BARG) VERSUS TVV	52
FIGURA 4.24 P-P PLOT PARA O MODELO 1 (VB).....	53
FIGURA 4.25 P-P PLOT PARA O MODELO 2 (VB).....	53
FIGURA 4.26 GRÁFICO RESÍDUOS VERSUS VALORES AJUSTADOS NO MODELO 1 (VB).....	53
FIGURA 4.27 GRÁFICO RESÍDUOS VERSUS VALORES AJUSTADOS NO MODELO 2 (VB)	53
FIGURA 4.28 GRÁFICO RESÍDUOS VERSUS ORDEM DE OBSERVAÇÃO NO MODELO 1 (VB)	54
FIGURA 2.29 GRÁFICO RESÍDUOS VERSUS ORDEM DE OBSERVAÇÃO NO MODELO 2 (VB)	54
FIGURA 4.30 GRÁFICO DE DISPERSÃO DE PRODUÇÃO DE VAPOR EM HR VERSUS CAUDAL DE ALIMENTAÇÃO..	56

FIGURA 4.31 P-P PLOT PARA O MODELO LINEAR, HRV_{vapor} VS CHR	57
FIGURA 4.32 RESÍDUOS VERSUS VALORES AJUSTADOS PARA O MODELO LINEAR, HRV_{vapor} VS CHR	57
FIGURA 4.33 RESÍDUOS VS ORDEM TEMPORAL PARA O MODELO LINEAR, HRV_{vapor} VS CHR	57
FIGURA 5.1 OUTPUT DO PLANNER PARA O CASO PRÁTICO I	574
FIGURA 5.2 OUTPUT DO PLANNER PARA O CASO PRÁTICO II.....	577
FIGURA 5.3 OUTPUT DO PLANNER PARA O CASO PRÁTICO III	578
FIGURA A.1 OUTPUT NO MINITAB PARA O MODELO VLS COM OUTLIERS.....	103
FIGURA A.2 OUTPUT NO MINITAB PARA O MODELO RAT BTE COM OUTLIERS.....	104
FIGURA A.3 OUTPUT NO MINITAB PARA O MODELO VLS SEM OS PONTOS OUTLIERS.....	107
FIGURA A.4 OUTPUT NO MINITAB PARA O MODELO RAT BTE SEM OS PONTOS OUTLIERS.....	108
FIGURA A.5 OUTPUT NO MINITAB PARA O MODELO DA UNIDADE VÁCUO I, EM FUNÇÃO DO CAUDAL.....	112
FIGURA A.6 OUTPUT NO MINITAB PARA O MODELO DA UNIDADE VÁCUO I, EM FUNÇÃO DA TEMPERATURA.....	112
FIGURA A.7 DIAGRAMA DE DISPERSÃO DA PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE CV VS TEMPERATURA DO CAUDAL DE ALIMENTAÇÃO	113
FIGURA A.8 P-P PLOT PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE CV, VSERUS TEMPERATURA - COM PONTOS OUTLIERS	113
FIGURA A.9 GRÁFICO DE DISPERSÃO PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE VV VERUS CAUDAL DE ALIMENTAÇÃO.....	118
FIGURA A.10 GRÁFICO DE DISPERSÃO PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE VV VERSUS TEMPERATURA.....	118
FIGURA A.11 P-P PLOT PARA O MODELO 1 (VV).....	119
FIGURA A.12 P-P PLOT PARA O MODELO 2 (VV), COM PONTOS OUTLIERS.....	120
FIGURA A.13 P-P PLOT PARA O MODELO 2 (VB), COM OUTLIERS	119
FIGURA A.14 GÁFICO DE DISPERSÃO PARA O MODELO 2 (VB)	126

ÍNDICE DE TABELAS

TABELA 2.1 VANTAGENS E DESVANTAGENS DOS ALGORITMOS PNLIM [19]	9
TABELA 2.2 ANOVA PARA MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR	18
TABELA 3.1 MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA VLS E RAT BTE, COM DUAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES	28
TABELA 3.2 MODELO DE REGRESSÃO LINEAR SIMPLES PRODUÇÃO VAPORCV vs CCV	33
TABELA 3.3 MODELO DE REGRESSÃO LINEAR SIMPLES PRODUÇÃO VAPORCV vsTCV	33
TABELA 3.4 MODELOS DE REGRESSÃO LINEAR SIMPLES PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE VV, EM FUNÇÃO DE CVV E TVV	34
TABELA 3.5 MODELOS DE REGRESSÃO PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR DE 24 BARG E 10,5 BARG NA UNIDADE VB, EM FUNÇÃO DE TVV	35
TABELA 3.6 DEFINIÇÃO DOS TERMOS DA EQUAÇÃO 51 E RESPECTIVAS UNIDADES.....	36
TABELA 3.7 VALORES DA DENSIDADE DOS CAUDAIS DE ALIMENTAÇÃO PARA HC, HG, HT E AL	37
TABELA 3.8 MODELO DE REGRESSÃO LINEAR SIMPLES HRVapor vs V	38
TABELA 4.1 NÚMERO TOTAL DE CORRENTES ANALISADAS NO MODELO E ADICIONADAS À FERRAMENTA.....	39
TABELA 4.2 QUANTIDADE DE VAPOR CONSUMIDO NÃO CONSIDERADO NA FERRAMENTA	40
TABELA 4.3 QUANTIDADE DE VAPOR PRODUZIDO NÃO CONSIDERADO NA FERRAMENTA	40
TABELA 4.4 ANÁLISE DA REGRESSÃO DOS MODELOS VLS E RAT BTE.....	41
TABELA 4.5 COEFICIENTES DE DETERMINAÇÃO PARA OS MODELOS VLS E RAT BTE	41
TABELA 4.6 ANOVA PARA OS MODELOS VLS E RAT BTE.....	42
TABELA 4.7 ANÁLISE DA REGRESSÃO DO MODELO ESTIMADO PARA A PRODUÇÃO NA UNIDADE CV, EM FUNÇÃO DE TCV	45
TABELA 4.8 COEFICIENTES DE DETERMINAÇÃO PARA O MODELO LINEAR PRODUÇÃO VAPORCV vs TCV	45
TABELA 4.9 TABELA ANOVA PARA O MODELO ESTIMADO PARA A PRODUÇÃO NA UNIDADE CV, EM FUNÇÃO DE TCV	46
TABELA 4.10 ANÁLISE DA REGRESSÃO DOS MODELOS 1 E 2 NA UNIDADE VV.....	48
TABELA 4.11 COEFICIENTES DE DETERMINAÇÃO PARA OS MODELOS 1 E 2 DOS MODELOS 1 E 2 NA UNIDADE VV.....	49
TABELA 4.12 ANOVA PARA OS MODELOS 1 E 2 NA UNIDADE VV.....	49
TABELA 4.13 ANÁLISE DOS RESÍDUOS PARA VALIDAÇÃO DOS PRESSUPOSTOS DOS MODELOS 1 E 2 DA UNIDADE VV.....	50
TABELA 4.14 ANÁLISE DA REGRESSÃO DOS MODELOS DE REGRESSÃO 1 (24 BARG) E 2 (10,5 BARG)	52
TABELA 4.15 COEFICIENTES DE DETERMINAÇÃO PARA OS MODELOS 1 E 2	52
TABELA 4.16 ANOVA PARA OS MODELOS 1 E 2 PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR DE 24 BARG E 10,5 NO	53
TABELA 4.17 ANÁLISE DOS GRÁFICOS DE RESÍDUOS PARA OS MODELOS 1 E 2 DA UNIDADE VB	54
TABELA 4.18 EQUAÇÕES DESENVOLVIDAS E INSERIDAS NA FERRAMENTA PLANNER.....	55
TABELA 4.19 FATORES DE CORRELAÇÃO OBTIDOS PARA CADA UNIDADE PROCESSUAL.....	55
TABELA 4.20-20 ANÁLISE DA REGRESSÃO PARA O MODELO DE REGRESSÃO HRVaporvs CHR.....	56
TABELA 4.21 COEFICIENTES DE DETERMINAÇÃO PARA O MODELO DE REGRESSÃO HRVaporvs CHR	56
TABELA 4.22 ANOVA PARA O MODELO DE REGRESSÃO HRVaporvs CHR	57
TABELA 5.1 CAPACIDADES MÁXIMA E MÍNIMA PARA AS CALDEIRAS E TURBOGERADORES	60
TABELA 5.2 PREÇOS CONSIDERADOS PARA O GÁS NATURAL, PROPANO, CO2 E ENERGIA ELÉTRICA	60

TABELA 5.3 OUTPUT RELATIVO À PRODUÇÃO NA REDE DE VAPOR FORNECIDO PELO <i>PLANNER</i> VS VERIFICADA NA REFINARIA	62
TABELA 5.4 OUTPUT RELATIVO AO CONSUMO NA REDE DE VAPOR, FORNECIDO PELO <i>PLANNER</i> VS VERIFICADA NA REFINARIA	63
TABELA 5.5 IMPORTAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA E PRODUÇÃO DE EE E CONDENSADO NAS TGS PARA O CASO PRÁTICO I.....	63
TABELA 5.6 PRODUÇÃO TOTAL DE VAPOR DE 80 BARG PARA O CASO PRÁTICO II	64
TABELA 5.7 IMPORTAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA E PRODUÇÃO DE EE E CONDENSADO NAS TGS PARA O CASO PRÁTICO II.....	65
TABELA 5.8 PRODUÇÃO TOTAL DE VAPOR DE 80 BARG PARA O CASO PRÁTICO III	66
TABELA 5.9 IMPORTAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA E PRODUÇÃO DE EE E CONDENSADO NAS TGS PARA O CASO PRÁTICO III	66
TABELA A.1 CORRENTES ANALISADAS E ADICIONADAS PARA O CONSUMO DE COMBUSTÍVEL NO SISTEMA DE UTILIDADES.....	75
TABELA A.2 CORRENTES ANALISADAS E ADICIONADAS PARA O CONSUMO DE VAPOR NO SISTEMA DE UTILIDADES.....	76
TABELA A.3 CORRENTES ANALISADAS E ADICIONADAS PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR NO SISTEMA DE UTILIDADES.....	78
TABELA A.4 CORRENTES ANALISADAS E ADICIONADAS PARA O CONSUMO DE ÁGUA NO SISTEMA DE UTILIDADES.....	80
TABELA A.5 CORRENTES ANALISADAS E ADICIONADAS PARA O CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA NO SISTEMA DE UTILIDADES.....	80
TABELA A.6 SUMÁRIO DA REGRESSÃO DOS MODELOS VLS E RAT BTE COM OS PONTOS <i>OUTLIERS</i>	81
TABELA A.7 COEFICIENTES DE DETERMINAÇÃO PARA OS MODELOS VLS E RAT BTE COM <i>OUTLIERS</i>	81
TABELA A.8 ANOVA PARA OS MODELOS VLS E RAT BTE COM <i>OUTLIERS</i>	82
TABELA A.9 TABELA DE RESÍDUOS PARA O MODELO VLS COM <i>OUTLIERS</i>	83
TABELA A.10 TABELA DE RESÍDUOS PARA O MODELO RAT BTE COM <i>OUTLIERS</i>	85
TABELA A.11 RESÍDUOS PARA O MODELO VLS SEM PONTOS <i>OUTLIERS</i>	87
TABELA A.12 TABELA RESÍDUOS PARA O MODELO RAT BTE SEM OS PONTOS <i>OUTLIERS</i>	89
TABELA A.13 TABELA DE RESÍDUOS COM PONTOS <i>OUTLIERS</i> PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE CV, VERSUS TEMPERATURA	93
TABELA A.14 TABELA DE RESÍDUOS COM PONTOS <i>OUTLIERS</i> PARA A PRODUÇÃO DE VAPOR NA UNIDADE CV, VERSUS TEMPERATURA	95
TABELA A.15 RESÍDUOS PARA O MODELO 1 (VV), COM PONTOS <i>OUTLIERS</i>	98
TABELA A.16 RESÍDUOS PARA O MODELO 2 (VV), COM PONTOS <i>OUTLIERS</i>	100
TABELA A.17 RESÍDUOS PARA O MODELO 1 (VV), SEM PONTOS <i>OUTLIERS</i>	101
TABELA A.18 RESÍDUOS PARA O MODELO 2 (VV), SEM PONTOS <i>OUTLIERS</i>	102
TABELA A.19 RESÍDUOS PARA O MODELO 2 (VB), COM PONTOS <i>OUTLIERS</i>	104
TABELA A.20 TABELA DE RESÍDUOS PARA O MODELO 2 (VB)	106
TABELA A.21 TABELA DE RESÍDUOS PARA O MODELO 2 (VB)	106
TABELA A.22 RESÍDUOS PARA O MODELO DA PRODUÇÃO DE VAPOR EM HR.....	107

GLOSSÁRIO

CC - Coluna de Destilação
CV - Destilação Vácuo I
EE - Energia Elétrica
FCC - *Fluid Catalytic Cracker*
HC - *HydroCracker*
HD - Hydrobon de Destilados
HG - Hidrodessulfuração de Gasóleo
HI - *Steam Methane Reformer* (unidade produtora de hidrogénio)
HN - Hydrobon de Nafta
HR - *Steam Methane Reformer* (unidade produtora de hidrogénio)
HT - Hidrodessulfuração de Gasolina de Cracking
HV - Hydrobon de Vácuo
MINLP - *Mixed integer nonlinear problem*
PL - Problema linear
PLIM - Problema linear inteiro misto
PNL - Problema não linear
PNLIM - Problema não linear inteiro misto
PP - Platforming
SMR - *Steam methane reformer*
VB - *Visbreaker*
VV - Destilação Vácuo II

INTRODUÇÃO

1.1 Enquadramento

Os sistemas de utilidades e energia desempenham um importante papel no funcionamento dos complexos industriais químicos e petroquímicos.

A otimização destes sistemas constitui um dos maiores desafios aos processos industriais. O principal objetivo é satisfazer as necessidades do processo a um custo operacional mínimo, atendendo ao mesmo tempo às regulamentações ambientais [1].

As Refinarias são grandes consumidoras de energia na forma de vapor, eletricidade e combustível [2]. De forma geral, um complexo petroquímico compreende um sistema de utilidades comum às diferentes unidades processuais. As unidades processuais são configuradas para converter matéria-prima em combustível e produtos intermédios. Estes processos consomem energia, principalmente vapor e eletricidade, que são fornecidos pelo sistema de utilidades. Por sua vez, o sistema de utilidades consome combustível, de forma a gerar as utilidades necessárias aos requisitos energéticos dos processos, a fim de manter a produção [3].

O equilíbrio entre o sistema de utilidades e as unidades de produção deve ser mantido. De forma a garantir a viabilidade operacional da Refinaria, os sistemas de utilidades devem adaptar continuamente os seus níveis de produção para atender aos padrões dinâmicos da procura. As flutuações diárias dos preços de energia elétrica e gás natural, as variações constantes da procura de utilidades e a instabilidade no mercado, sujeitam o sistema a alterações frequentes de carga dos equipamentos e paragens parciais. Nestas circunstâncias, a produção e distribuição de utilidades requer a avaliação frequente do impacto de diversas variáveis, implicando que as condições ótimas de operação mudem ao longo do horizonte do planeamento [2, 4, 5, 6].

A programação dos equipamentos num sistema de utilidades, para atender à variação da procura, é um problema operacional estabelecido e, devido à complexidade das Refinarias, manter os balanços de massa e energia através de cálculos diários, torna-se um processo demorado e sub-ótimo.

A fim de superar este desafio, tornou-se necessária a utilização de ferramentas computacionais, baseadas em modelos de processo e técnicas de otimização rigorosas. A implementação de técnicas de otimização em diversos softwares, trouxe o desenvolvimento de diferentes algoritmos e *solvers* de otimização, capazes de determinar as condições ótimas de operação a qualquer momento [7].

Estas ferramentas têm sido amplamente usadas para a gestão ótima de processos industriais e sistemas de utilidades. Apesar das constantes alterações no sistema de utilidades, a abordagem de otimização matemática aplicada, apoia a tomada de decisão ideal, minimizando os custos operacionais e emissões de CO₂, ao longo do tempo.

1.2 Objetivo

O objetivo do presente trabalho será corrigir e atualizar uma ferramenta de otimização do planeamento da produção, na vertente das utilidades, de forma a estudar o seu desempenho na previsão da gestão de utilidades na Refinaria de Sines.

1.3 Estrutura do Trabalho

A presente dissertação, encontra-se dividida em 6 capítulos.

No capítulo 2, é apresentada a revisão bibliográfica, que é segmentada em três partes. O primeiro subcapítulo, procura enquadrar a otimização de sistemas processuais, através de problemas não lineares inteiros mistos. Posteriormente, é realizada uma análise ao desenvolvimento e validação de modelos de regressão linear, que servirá de base para seguir o procedimento. Por fim, é explicado o funcionamento e a configuração da ferramenta utilizada no presente projeto, *gPROMS Utilities Planner*.

O procedimento efetuado para a concretização do trabalho, é descrito no capítulo 3, estando dividido em três partes: mapeamento das correntes processuais, atualização das equações de produção e consumo para as unidades processuais em estudo e, implementação da unidade produtora de hidrogénio (*steam methane reformer*) na ferramenta e consequente estudo da sua reta de produção de vapor.

Os resultados são analisados no capítulo 4. O problema de otimização estabelecido e a análise do desempenho da ferramenta, no estudo de três cenários de operação reais, pode ser lido no capítulo 5.

As conclusões sobre o desempenho da ferramenta, na previsão da gestão das utilidades na Refinaria de Sines, são apresentadas no capítulo 6.

1.4 Refinaria de Sines

A Refinaria de Sines iniciou a sua produção em 1978. Está estrategicamente localizada em Sines, beneficiando do acesso a vários terminais marítimos em Portugal, detendo ainda parques de armazenagem na Península Ibérica [8].

Quando a Refinaria foi inicialmente construída, era do tipo *hydroskimming*, apresentando uma unidade *isomax*, que consiste numa unidade de *hydrocracking* de naftas, produzindo propano, butano e componente de gasolina. A sua capacidade de processamento era de 10 milhões de toneladas de crude por ano [8].

Em 1992, foi iniciada a construção de novas unidades de *cracking* catalítico e térmico, de uma unidade de alquilação e de uma unidade de destilação de vácuo. Desta forma, a configuração da Refinaria passou de *hydroskimming* para tipo *cracking* [8, 9].

Mais tarde, em 2008, em resposta à crescente procura de gásóleo no mercado ibérico, a Galp Energia iniciou um projeto de construção de um *hydrocracker* e de uma nova unidade de produção de hidrogénio, passando assim a ser uma Refinaria de elevado grau de complexidade e de integração, do tipo *hydrocracking*. Esta nova unidade entrou em funcionamento em

2013, com uma capacidade de processamento de 430 00 bpd. Em 2009, devido ao compromisso ambiental e da crescente necessidade do aumento de eficiência energética, foi construída uma central de cogeração [8].

Atualmente, a Refinaria de Sines produz: gasóleo, gasolina, nafta, jet fuel (combustível de aviação) e GPL (gás de petróleo liquefeito). A área da Refinaria de Sines compreende 320 hectares.

1.4.1 Breve descrição processual

A Refinaria de Sines possui 34 unidades processuais, que envolvem operações de separação física, tratamento químico e conversão da estrutura molecular de algumas famílias de hidrocarbonetos. As unidades processuais operam em regime de funcionamento contínuo, estando divididas pelas três fábricas que integram a Refinaria: Fábrica I (*Hydroskimming* com *Platforming*), Fábrica II (*Cracking* – Complexo de Gasolinas) e Fábrica III (*Hydrocracking*). Para além das unidades processuais, a Refinaria integra uma Central de Utilidades e uma Central de Cogeração, que dão suporte às atividades de produção das fábricas [9] .

A unidade de destilação atmosférica compreende a primeira etapa na refinação do crude, servindo de base à Refinaria, alimentando as restantes unidades. Nesta unidade e nas unidades de destilação de vácuo, é realizada a separação inicial das frações de nafta, petróleo, gasóleo, gasóleo de vácuo e resíduo de vácuo, provenientes do petróleo bruto. Os produtos mais leves, de conversão molecular, são produzidos nas unidades de *cracking* catalítico de gasóleo de vácuo (FCC), *hydrocracking* (HC) e *cracking* térmico de resíduo de vácuo (*Visbreaker*). As unidades de *reforming* catalítico (*Platforming*) produzem componente de gasolina de elevado índice de octano, produzindo em simultâneo hidrogénio. Na unidade de alquilação, é produzida uma gasolina sem aromáticos nem olefinas, a partir de butileno e isobutano em presença de catalisador [10, 11, 12].

Existem dois *steam methane reformers*, HR e HI, que produzem hidrogénio, a partir de gás natural. Apenas a unidade HR está em funcionamento.

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Otimização de sistemas através de problemas não lineares inteiros mistos (PNLIM)

2.1.1 Processo de otimização

Existem diversas variáveis que impactam no funcionamento do sistema de utilidades, podendo afetar a produção das unidades processuais. Desta forma, é necessário encontrar as condições ótimas para cada cenário operacional estabelecido. Explorar a interação das inúmeras variáveis no desempenho do sistema, implica a utilização de técnicas matemáticas rigorosas de otimização.

O processo de otimização é uma ferramenta importante na tomada de decisões e na análise de amplos sistemas de produção. A abordagem de um problema de decisão complexo, envolve a seleção de valores para uma série de variáveis inter-relacionadas, definindo um objetivo projetado para quantificar o desempenho e medir a qualidade de decisão. Este objetivo é maximizado (ou minimizado) e, sujeito às restrições que podem limitar a seleção dos valores das variáveis consideradas [13, 14].

Em termos matemáticos, um problema de otimização consiste em encontrar a melhor solução, entre o conjunto de todas as soluções viáveis. A melhor solução corresponde ao máximo (ou mínimo) de uma função objetivo, enquanto satisfaz um determinado conjunto de restrições. A função objetivo expressa o desempenho geral do sistema, como os custos de produção ou lucro.

O processo de otimização é constituído por três etapas [14]:

1. Construção do modelo de otimização (modelação);
2. Classificação do problema de otimização;
3. Escolha do algoritmo de otimização e respetivo solver.

2.1.1.1 Construção do Modelo de Otimização

A primeira etapa do processo de otimização, baseia-se na construção de um modelo apropriado ao processo em estudo. Entende-se que, num modelo, o processo real que está a ser estudado, é representado por meio de expressões matemáticas, que preveem o comportamento real do sistema processual [13].

A modelação é o processo de identificar o problema de otimização e expressar em termos matemáticos o objetivo, as variáveis e as restrições do problema.

As variáveis são as componentes do sistema para os quais se quer encontrar os valores e, as restrições, são as funções que descrevem as relações entre as variáveis e, que definem os valores permitidos.

2.1.1.2 Classificação dos problemas de otimização

Uma vez que, cada problema apresenta características particulares que o enquadram em determinada classificação, os algoritmos para resolver os problemas de otimização são ajustados as essas mesmas particularidades [14, 15, 16].

Os problemas de otimização podem ser classificados com base em diferentes linhas, tais como [15, 16]:

- **Grau de rigor:** Métodos determinísticos ou Métodos estocásticos

Os métodos estocásticos utilizam algoritmos e probabilidades de aceitação baseados na geração de pontos aleatórios no domínio da função objetivo, ou seja, a incerteza é incorporada ao modelo.

Na otimização determinística, assume-se que os dados para o problema são conhecidos com precisão. Os métodos determinísticos têm a vantagem de poderem fornecer garantia rigorosa de otimização global da solução, mas requerem algumas suposições sobre a estrutura matemática do modelo.

- **Linearidade da função:** linear ou não linear
- **Tipo de variável:** discreta ou contínua
- **Restrições:** restrito ou não restrito
- **Função objetivo:** objetivo único ou vários objetivos
- **Dependência do tempo:** dinâmico ou estável

A linearidade da função classifica os problemas com base na natureza das equações envolvidas, função objetivo e restrições.

Define-se que um problema é linear (PL) quando, a relação entre a função objetivo e as variáveis de decisão é linear e, quando todas as restrições são também lineares.

Por sua vez, considera-se um problema não linear (PNL) quando, pelo menos uma das suas funções é não linear, seja a função objetivo e/ou as restrições.

Para problemas não lineares, uma outra distinção é considerada: se o problema é convexo ou não convexo. Numa função convexa, definida sobre uma determinada região, o ótimo é sempre global, enquanto que, as funções não convexas podem resultar em vários ótimos locais.

A maioria dos sistemas de processo são não lineares e muitos dos métodos de otimização envolvem modelos matemáticos que lidam com variáveis discretas e contínuas de sistemas não lineares. As variáveis discretas desempenham um papel importante nos sistemas processuais, uma vez que, são geralmente restritas as variáveis binárias (0-1), com “1” a indicar a seleção de uma unidade ou atribuição de uma tarefa e, “0” a indicar a ausência de uma unidade ou tarefa. Na formulação do problema de planeamento, as variáveis binárias são necessárias para representar a existência de um equipamento ou a sua paragem, enquanto que,

as variáveis contínuas são necessárias para representar as condições operacionais, como caudais, temperaturas ou pressões [17, 18].

A otimização simultânea de variáveis discretas e contínuas, leva à formulação de problemas não linear inteiros mistos (PNLIM), que combinam a dificuldade combinatória de otimizar conjuntos de variáveis discretas com os desafios de lidar com funções não lineares.

Formulação de problemas PNLIM

Define-se como um PNLIM um problema de otimização que se caracteriza pela presença de funções não lineares escritas a partir de variáveis inteiras e contínuas. De modo geral, o problema de otimização não linear inteiro misto é descrito matematicamente como [15, 17, 19]:

$$\text{Minimizar} \quad f(x, y) \quad (1)$$

$$\text{Sujeito a} \quad h(x, y) = 0 \quad (2)$$

$$g(x, y) \leq 0 \quad (3)$$

$$x \in X \subseteq \mathcal{R}^n$$

$$y \in Y \text{ (inteira, binária ou outra)}$$

Onde,

$f(x, y)$ é uma função objetivo não linear que descreve o modelo do processo;

A função $h(x, y) = 0$, denota as restrições de igualdade (por exemplo, balanços de energia);

$g(x, y) \leq 0$, corresponde às restrições de desigualdade;

As variáveis x, y são as variáveis de decisão, onde x representa um vetor de n variáveis contínuas (por exemplo, fluxos, pressões, temperaturas, composições) e, y , um vetor de variáveis inteiras, binárias ou outras.

2.1.1.3 Métodos de otimização

Vários métodos de otimização foram propostos. Este resumo não pretende dar uma análise aprofundada dos algoritmos, mas esclarecer melhor as diferenças entre eles. Abordaram-se três algoritmos, comumente utilizados [20, 21, 22, 23]:

- **Aproximação Externa com Relaxamento de Igualdade e Penalidade Aumentada (AE/RI/PA)**

O algoritmo AERIPA decompõe o PNLIM num sub-problema PNL e num problema mestre PLIM (problema linear inteiro misto). O conjunto de variáveis é dividido num subconjunto de variáveis complexas (variáveis estruturais binárias) e num subconjunto de variáveis não “complicadas” (contínuas). As variáveis contínuas são otimizadas no sub-problema primário do PNL, que fornece um limite superior para a solução final, enquanto as variáveis

discretas são otimizadas no problema principal, que corresponde ao PNLIM original e fornece um limite inferior para a solução PNLIM.

Primeiramente, o algoritmo resolve o relaxamento de PNL das variáveis inteiras, para obter a primeira iteração intermediária para o próximo problema. Depois disso, o problema mestre PLIM, encontra um ponto inteiro que apresenta uma função de penalidade aumentada, para encontrar o mínimo sobre a função linearizada convexa. Uma função de penalidade, permite violações de linearizações de restrições não convexas.

De seguida, o algoritmo resolve um PNL, fixando as variáveis inteiras, para encontrar o valor ótimo das variáveis contínuas. Por fim, calcula o gradiente com base nas funções linearizadas, e determina se o ponto ótimo foi atingido ou se precisa de fazer outra iteração e calcular o respetivo ponto.

Essencialmente, a solução final é obtida pela iteração entre os dois sub-problemas (PNL e PLIM), até que a convergência seja alcançada. É importante referir que, devido à linearização das funções não convexas, não há garantia de encontrar o ótimo global [5, 24].

- **Decomposição de Benders Generalizada (DB)**

Este método é muito semelhante ao método de aproximação externa, diferindo apenas na definição dos seus problemas mestres, PLIM. Na decomposição de Benders Generalizada, o problema mestre envolve a projeção de variáveis contínuas no espaço definido apenas pelas variáveis inteiras, enquanto que, na aproximação externa, o problema mestre MILP é definido em todo o espaço de variáveis discretas e contínuas [24, 25].

- **Ramificação e Limite (RL) [34],[52]**

O algoritmo de ramificação e limite divide o conjunto total de soluções viáveis em sub-regiões, comparando o limite inferior e o limite superior de cada sub-região.

Na sua forma básica, resolve o problema PNLIM relaxando as restrições de número inteiro do problema original e resolvendo relaxamentos de PNL contínuos (convexos). Este algoritmo pode ser representado através de uma árvore, onde os nós filhos, que representam os sub-problemas, são conectados ao nó pai (problema original). Se um dos nós não fornecer uma solução inteira, será ramificado em dois novos nós, criando dois novos sub-problemas. No caso de um dos nós obter um ótimo pior do que o limite superior ou no caso do sub-problema ser inviável, então o nó pode ser podado, uma vez que uma solução ótima não pode existir naquela parte do espaço de procura [15, 21, 26].

A cada iteração do algoritmo, o nó com o melhor limite inferior é selecionado, os limites do problema são atualizados e, em seguida, otimizados.

A tabela 1, evidencia algumas das vantagens e desvantagens dos métodos acima mencionados.

Tabela 2.1 Vantagens e desvantagens dos algoritmos PNLIM [19]

	Decomposição de Benders Generalizada	Aproximação Externa com Relaxamento de Igualdade e Penalidade Aumentada	Ramificação e Limite
Vantagens	Contém menos variáveis que o método (AE/RI/PA)	- Requer menos iterações; - Gera limites mais fortes, uma vez que o problema mestre PLIM é projetado em todo o espaço de variáveis contínuas e discretas.	Apresenta técnicas para integrar, de forma eficiente, <i>solvers</i> PNL e não resolver todos os sub-problemas à otimização
Desvantagens	- Garante a globalidade apenas quando certas propriedades são satisfeitas, em certos casos, apenas mínimos locais podem ser encontrados; - Em comparação com o método (AE/RI/PA), gera limites mais fracos e requer mais iterações; - Apresenta restrições quanto à convexidade e outras propriedades em relação à função objetivo.	- Pode conter um elevado número de variáveis; - Quão maior é o tamanho deste tipo de problemas, mais complicada é a sua resolução computacionalmente, especialmente se existir um elevado número de variáveis 0-1.	Envolve sub-problemas computacionalmente mais exigentes, uma vez que não é incomum explorar mais 100 000 nós para um problema de tamanho relativamente pequeno.

2.1.2. *Solvers*

São diversos os solucionadores PNLIM disponíveis na bibliografia, sendo que, a maioria deles não se baseiam num único algoritmo “puro”. Uma breve abordagem a alguns dos solucionadores analisados na bibliografia é a seguir descrita [19, 27].

- **AOA (AIMMS Outer Approximation)**

AOA é um módulo implementado na linguagem AIMMS . Como o nome sugere, o solver é baseado no método de aproximação externa e implementa outros métodos como o de ramificação e limite.

- **DICOPT License Type**

DICOPT (*Discrete Continuous Optimizer*) é um solucionador baseado no método de aproximação externa, desenvolvido pelo grupo de pesquisa de I. E. Grossmann na Carnegie Mellon University [21]. O solucionador implementa o relaxamento de igualdade e os métodos de penalidade aumentada em combinação com aproximação externa.

- **KNITRO**

Knitro é um *software* de otimização comercial. O Knitro usa técnicas de ramificação e limite para problemas com variáveis discretas. Este solucionador tem três métodos para lidar com problemas PNLIM. O primeiro e segundo métodos usam um algoritmo de ramificação e limite para problemas lineares e não lineares. O terceiro método, tem como base uma abordagem de programação quadrática sequencial (SQP). Ao usar as configurações padrão, o solucionador escolherá automaticamente qual o método a usar.

- **DOSOLV**

DOSOLV é um gerenciador geral de *solver* numérico para problemas de otimização dinâmica e de estado estacionário, fornecido pelo software *gPROMS*. No *software*, os PNLIM são resolvidos por um único *solver*, baseado no algoritmo de Aproximação Externa com Relaxamento de Igualdade e Penalidade Aumentada (AE/RI/PA), que é um objeto do gerenciador de *solver* de otimização comum, DOSOLV [15].

Algumas comparações entre os diferentes tipos de solucionadores foram consideradas na literatura, com o objetivo de ajudar os leitores a tomar decisões sobre quais ferramentas usar, ao lidar com diferentes tipos de problemas PNLIM. Em “*A Review and Comparison of Solvers for Convex MINLP*” [27], foram testados 15 solucionadores diferentes, no desempenho de um conjunto de testes baseados no grau de não linearidade e no número relativo de variáveis discretas. Os autores registaram diferenças significativas entre os solucionadores utilizados, destacando-se algumas observações: os *solvers* baseados no método de ramificação e limite para problemas não lineares, foram fortemente afetados pelo grau de não linearidade e, para o conjunto de testes, o algoritmo de aproximação externa foi um dos solucionadores mais rápidos em geral.

2.2. Modelos de regressão linear múltipla

Em muitos problemas processuais, duas ou mais variáveis estão relacionadas, sendo de interesse modelar e explorar essa relação.

De forma geral, suponha-se que há uma única variável dependente ou resposta, y , que depende de k variáveis independentes, $x_1, x_2, \dots, x_k$. A relação entre a variável resposta e as variáveis independentes é caracterizada por um modelo matemático, denominado de modelo de regressão linear. O modelo de regressão é adequado a um conjunto de dados da amostra e é utilizado para a previsão, otimização ou controle do processo em estudo.

Matematicamente, um modelo que pode descrever a relação entre a variável resposta, y , e k variáveis independentes, é [28, 29, 30] :

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \epsilon \quad (4)$$

Este é um modelo de regressão linear múltipla, que descreve um hiper-plano no espaço de dimensão k das variáveis independentes $\{x_j\}$. O termo linear é usado porque a equação (1) é uma função linear dos parâmetros desconhecidos $\beta_j, j = 0, 1, \dots, k$.

Freqüentemente, designam-se as variáveis independentes, x_k , de variáveis preditivas ou regressoras. Os parâmetros $\beta_j, j = 0, 1, \dots, k$ são os coeficientes de regressão. β_0 é o coeficiente de regressão fixo, correspondente à interceção na origem. A interseção na origem representa o valor de y , quando todas as variáveis independentes tomam o valor zero, ou seja, representa o valor da média esperada de y . Os parâmetros $\beta_j, j = 1, \dots, k$, são designados coeficientes de regressão parciais, porque medem a variação esperada na resposta y , para cada

unidade de variação de x_j , quando todas as restantes variáveis independentes $x_i (i \neq j)$ são mantidas constantes. O termo ϵ , representa estocasticamente o termo de erro [28].

Devido à sua complexidade, estes modelos podem ser apresentados matricialmente por:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (5)$$

Onde,

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}, \text{ e } \boldsymbol{\epsilon} = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

Considerando que $n > k$ observações estão disponíveis na variável resposta, então, $y_1, y_2, \dots, y_n$. Para cada resposta observada, y_i , tem-se uma observação em cada variável regressora e, x_{ik} , denota a i -ésima observação ou nível da variável x_k . Desta forma:

- A matriz $\mathbf{y}$ é um vetor coluna ($n \times 1$), constituído pelas observações da variável resposta;
- $\mathbf{X}$ é uma matriz $n \times (k + 1)$, onde as linhas são constituídas pelos valores das variáveis independentes, com $i = 1, \dots, n$ e $j = 1, \dots, k$;
- $\boldsymbol{\beta}$ é um vetor coluna $(k + 1) \times 1$ dos coeficientes de regressão;
- $\boldsymbol{\epsilon}$ é um vetor coluna ($n \times 1$) de erros aleatórios.

2.2.1 Estimativa dos coeficientes de regressão:

Método dos Mínimos Quadrados

Os coeficientes de regressão num modelo de regressão linear múltipla são normalmente estimados a partir do método dos mínimos quadrados. É possível escrever a equação (4) do modelo, em termos das observações [28]:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \epsilon_i \quad (7)$$

$$= \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \epsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

O método dos mínimos quadrados, tem como objetivo estimar os β 's na equação (8), de modo a que, a soma dos quadrados dos erros, ϵ_i , seja minimizada. A função de mínimos quadrados é dada por:

$$L = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij})^2 \quad (9)$$

A função L deve ser minimizada em relação a $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$. Os estimadores de mínimos quadrados, diga-se, $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k$ devem satisfazer a seguinte condição:

$$\left. \frac{\partial L}{\partial \beta_0} \right|_{\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{j=1}^k \hat{\beta}_j x_{ij}) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (10)$$

Simplificando a equação 10, obtém-se:

$$n\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{ik} = \sum_{i=1}^n y_i \quad (11)$$

$$\hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_{i1} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{i1}^2 + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{i1}x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{i1}x_{ik} = \sum_{i=1}^n x_{i1}y_i \quad (12)$$

$$\begin{array}{ccccccc} \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & & \\ \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_{ik} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{ik}x_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{ik}x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{ik}^2 & = & \sum_{i=1}^n x_{ik}y_i & (13) \end{array}$$

Estas equações (11-13), são as equações normais de mínimos quadrados. Existem $k + 1$ equações normais, uma para cada um dos coeficientes de regressão desconhecidos. A solução para as equações normais serão os estimadores de mínimos quadrados dos coeficientes de regressão $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k$.

As equações normais são mais simples de resolver se expressas matricialmente, assim, pretende-se encontrar o vetor de estimadores de mínimos quadrados, $\hat{\beta}$, que minimiza:

$$L = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \epsilon^T \epsilon = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta}) \quad (14)$$

Note-se que L pode ser expresso através das equações (15-16):

$$L = \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \hat{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X} \hat{\beta} + \hat{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\beta} \quad (15)$$

$$= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\hat{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \hat{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\beta} \quad (16)$$

Sendo que, $\hat{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y}$ é uma matriz escalar (1x1), então a sua transposta, $(\hat{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y})^T = \mathbf{y}^T \mathbf{X} \hat{\beta}$, é o mesmo escalar (tem o mesmo valor). O estimador dos mínimos quadrados, $\hat{\beta}$, será a solução das seguintes equações:

$$\left. \frac{\partial L}{\partial \hat{\beta}} \right| \hat{\beta} = -2\mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\beta} = 0 \quad (17)$$

Que simplifica para a equação 18:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\beta} = \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (18)$$

A equação (18) corresponde à forma matricial das equações normais dos mínimos quadrados. Para resolver as equações normais, é necessário multiplicar ambos os lados da equação 18 pelo inverso de $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$. Assim, o estimador dos mínimos quadrados de β é expresso pela equação 19.

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (19)$$

Logo, o modelo de regressão linear ajustado é dado por:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (20)$$

A diferença entre o valor observado, y_i , e o valor ajustado, $\hat{y}_i$, é o resíduo. Isto é, $e_i = y_i - \hat{y}_i$. O vetor dos resíduos ($n \times 1$), é denotado pela seguinte expressão:

$$\mathbf{e} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} \quad (21)$$

Pode afirmar-se que um modelo é tanto mais ajustado à realidade, quanto menor os seus resíduos.

Propriedades dos estimadores

i. Valor esperado de $\hat{\boldsymbol{\beta}}$

O método dos mínimos quadrados produz um estimador imparcial do parâmetro $\boldsymbol{\beta}$ no modelo de regressão linear. Isso pode ser facilmente demonstrado por $\hat{\boldsymbol{\beta}}$, tomando o valor esperado da seguinte forma [30]:

$$E(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = E[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}] = E[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T (\mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon})] \quad (22)$$

$$= E[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\epsilon}] = \boldsymbol{\beta} \quad (23)$$

Como, $E(\boldsymbol{\epsilon}) = 0$ e $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} = \mathbf{I}$, então, $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ é um estimador imparcial de $\boldsymbol{\beta}$.

ii. Estimador não viciado para a variância, $\hat{\sigma}^2$

Para desenvolver um estimador deste parâmetro, considera-se a soma dos quadrados dos resíduos [30]:

$$SS_E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \mathbf{e}^T \mathbf{e} \quad (24)$$

Substituindo $\mathbf{e} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$, tem-se:

$$SS_E = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \quad (25)$$

$$= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (26)$$

$$= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (27)$$

Porque $\mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}^T \mathbf{y}$, a equação (27) torna-se,

$$SS_E = \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (28)$$

A equação (28) é designada de soma dos quadrados residual ou erro e, tem $n - (k + 1)$ graus de liberdade associado. Pode-se mostrar que,

$$E(SS_E) = \sigma^2(n - k - 1) \quad (29)$$

Então, um estimador imparcial de σ^2 é dado por,

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{SS_E}{n-k-1} \quad (30)$$

iii. Matriz de covariância estimada de $\hat{\beta}$

Seja $Cov(\hat{\beta}) = \sigma^2(X^T X)^{-1}$ e $C = \begin{bmatrix} C_{00} & & \\ & C_{11} & \\ & & \ddots \\ & & & C_{kk} \end{bmatrix}$ a diagonal da matriz $(X^T X)^{-1}$ [30].

Então, é possível escrever a variância estimada dos $\hat{\beta}_j$ como:

$$\hat{\sigma}^2(\hat{\beta}_j) = \hat{\sigma}^2 C_{jj} \quad (31)$$

As raízes quadradas dos principais elementos diagonais desta matriz são os erros padrão dos parâmetros do modelo.

2.2.2 Pressupostos do modelo de regressão linear múltipla

Para que o modelo seja considerado adequado, é necessário verificar que os pressupostos do modelo de regressão linear são satisfeitos. Os pressupostos adjacentes a esta técnica são [28, 29]:

- Os erros são normal e independentemente distribuídos;
- Os erros têm média zero ($\mu = 0$) e variância constante (homocedasticidade), mas desconhecida (σ^2);
- Ausência de colinearidade (não existe correlação entre as variáveis independentes);
- Relação linear entre a variável dependente e as variáveis independentes;

Se estas suposições forem válidas, o procedimento de análise de variância é considerado um teste exato e robusto.

As violações dos pressupostos podem ser facilmente investigadas pelo exame dos resíduos. A seguir, são descritos os métodos utilizados para validar os pressupostos do modelo.

A análise gráfica de resíduos deve ser uma parte automática para a verificação dos pressupostos. Define-se o resíduo para a observação j no tratamento i como,

$$e_{ij} = y_{ij} - \hat{y}_{ij} \quad (32)$$

Onde, $\hat{y}_{ij}$ é o valor estimado, correspondente ao valor observado, y_{ij} .

2.2.3. Validação dos Pressupostos

Diagnóstico de Normalidade

A verificação da suposição da normalidade permite observar se os erros são normalmente distribuídos. A verificação desta suposição é realizada através da construção de um gráfico de probabilidade normal dos resíduos, designado de *P-P plot*. Neste gráfico, visualiza-se a distribuição de probabilidades dos valores observados com os valores esperados, representada por uma diagonal, segundo uma distribuição normal. Caso a normalidade se verifique, a análise gráfica não evidencia nenhum afastamento significativo em relação à diagonal. Ao visualizar a linha reta, deve ser colocado mais ênfase nos valores centrais do gráfico do que nos extremos [28, 29].

O gráfico de probabilidade normal é mostrado na literatura, através da figura 2.1. O gráfico apresenta uma distribuição do erro aproximadamente normal. A tendência do gráfico *P-P plot* se curvar ligeiramente para baixo no lado esquerdo e ligeiramente para cima no lado direito, implica que as caudas da distribuição de erro são um pouco mais finas do que seria esperado numa distribuição normal, ou seja, os maiores resíduos não são tão grandes, em valor absoluto, como seria esperado. Uma distribuição de erro com caudas consideravelmente mais grossas ou mais finas do que o normal é mais preocupante do que uma distribuição enviesada. Desta forma, considera-se que apenas o teste F é ligeiramente afetado e, pode-se afirmar que a análise de variância é robusta para a suposição de normalidade.

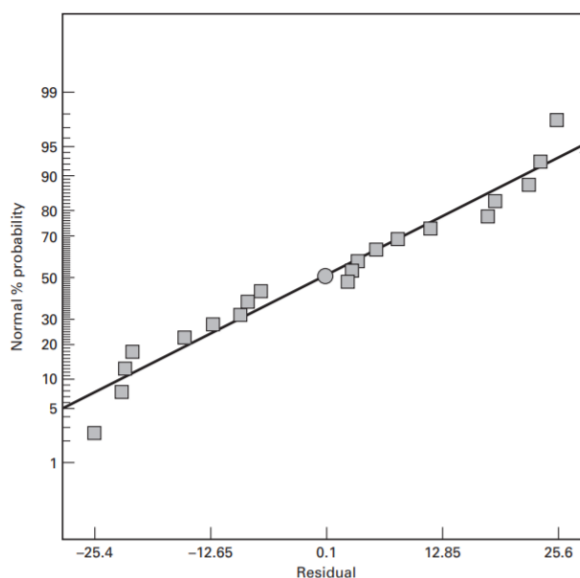


Figura 2.1 Gráfico de probabilidade normal com distribuição normal [28]

Outliers

Nos gráficos *P-P plot* de resíduos, é possível observar a existência de resíduos muito maiores, do que a maioria dos resíduos observados. Estes resíduos, são designados de *outliers*.

Por definição, um *outlier* corresponde a um ponto que se afasta significativamente da estrutura linear descrita pelos dados e que influencia a estimação, conduzindo a modelos ajustados impróprios.

Uma verificação aproximada para existência de *outliers*, pode ser feita através da análise dos resíduos estandardizados (*standartized*) [29] :

$$r_i = \frac{e_i}{MS_E} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (33),$$

Se os erros e_{ij} são $N(0, \sigma^2)$, os resíduos estandardizados devem ser aproximadamente normais com média zero e variância constante. Assim, todos os resíduos devem estar dentro do limite ± 3 , isto é, $-3 \leq r_i \leq 3$. Caso contrário, é considerado um potencial outlier e deve ser cuidadosamente analisado, para posterior decisão sobre a remoção do ponto da amostra de dados.

Diagnóstico de homoscedasticidade

Um dos pressupostos do modelo de regressão linear é a de que os erros devem ter variância constante. Esta condição é designada por homoscedasticidade. A variância ser constante, equivale a supor que os resíduos não estão relacionados a nenhuma outra variável, incluindo a a variável resposta. Uma das técnicas usadas para verificar a suposição de que os resíduos são homoscedásticos, é a análise do gráfico dos resíduos versus valores ajustados. Este gráfico deve apresentar pontos distribuídos aleatoriamente em torno da reta ($y = 0$), sem revelar nenhum padrão definido [28, 29].

A figura 2.2 dispõe os resíduos versus os valores ajustados para um conjunto de dados, não apresentando nenhuma estrutura incomum aparente.

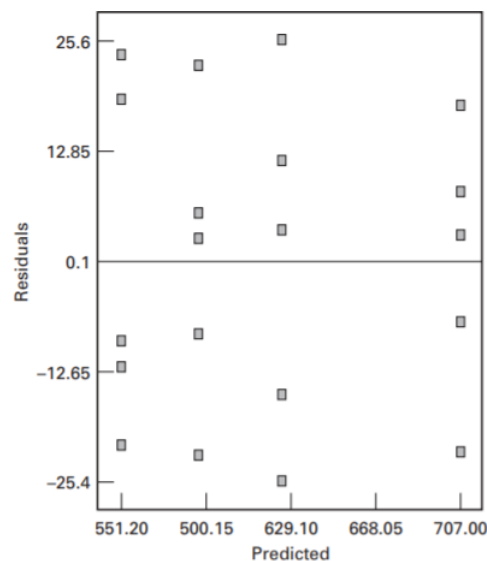


Figura 2.2 Gráfico resíduos versus valores ajustados [28]

Diagnóstico de independência dos resíduos

Um método útil para detetar uma forte correlação entre os resíduos é traçar os resíduos na ordem temporal da recolha. Uma tendência a ter sequências de resíduos positivos e negativos, indica correlação positiva, implicando que a suposição de independência sobre os erros foi violada.

Com dados de séries temporais, é altamente provável que o valor de uma variável observada no período de tempo atual seja semelhante ao seu valor no período anterior, ou mesmo no período anterior, e assim por diante. Portanto, ao ajustar um modelo de regressão aos dados da série temporal, é comum encontrar autocorrelação nos resíduos. Nesse caso, o modelo estimado viola a suposição de não autocorrelação dos erros e as previsões podem ser ineficientes. Ainda assim, pela literatura, as previsões de um modelo com erros autocorrelacionados são imparciais e, portanto, não são "erradas", mas geralmente têm intervalos de previsão maiores do que o necessário [28, 29].

A figura 2.3 mostra um gráfico representativo de quando não há razões para suspeitar de qualquer violação das premissas de independência sobre os erros ou variação constante.

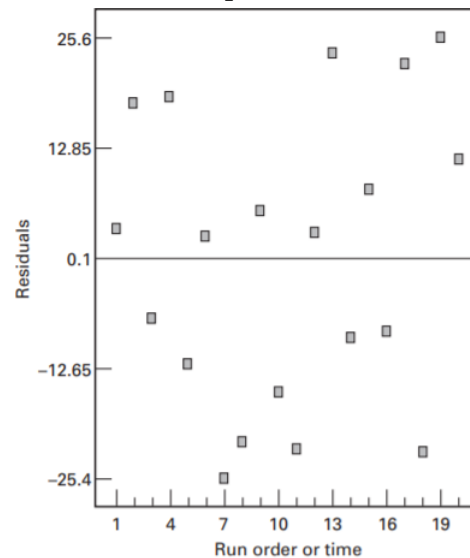


Figura 2.3 Gráfico tipicamente válido para resíduos versus ordem de observação [28]

Ausência de colinearidade

O termo colinearidade é utilizado para expressar a existência de correlação elevada entre duas variáveis independentes. Se considerarmos duas quaisquer variáveis independentes, x_1 e x_2 , entre as quais existe uma elevada correlação, a proporção da variação total da variável dependente, explicada por x_1 , é idêntica à proporção da variação total da variável dependente, explicada por x_2 [28, 29].

Quando uma das variáveis independentes já se encontra no modelo de regressão, a inclusão de outra variável independente, não implica, uma explicação adicional significativa da variação total da variável dependente.

A ocorrência do efeito de colinearidade, provoca alterações no modelo e, por consequência, imprecisão nos valores estimados. Um indicador usado com frequência para detetar a colinearidade é o *Variance Inflation Factor* (VIF).

A variância de cada um dos coeficientes de regressão associados às variáveis independentes é dada pela equação 34 [31]:

$$var_{\hat{\beta}_i} = \sigma^2 \left(\frac{1}{1-R_i^2} \right) * \frac{1}{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2} \quad (34)$$

Em que R_i^2 corresponde a R^2 de regressão de x_i , sobre as restantes variáveis explicativas.

Esta variância é tanto maior, quanto maior for a correlação múltipla entre x_i e as variáveis independentes.

O termo $\frac{1}{1-R_i^2}$ designa-se por VIF, para o coeficiente de regressão β_i , associado à variável x_i .

Se o valor de VIF for superior a 5, $VIF > 5$, conclui-se que estamos perante problemas com a estimação do coeficiente de regressão β_i , devido à presença de colinearidade nas variáveis [32].

O valor do VIF é obtido através da análise de regressão ao modelo, posteriormente apresentada na análise de resultados.

2.2.4 Análise de Variância (ANOVA) aplicada à regressão linear múltipla

A análise de variância do modelo é efetuada para determinar se o modelo ou uma das variáveis independentes é significativo. Esta análise é efetua através da tabela ANOVA, a seguir apresentada [28, 29].

Tabela 2.2 ANOVA para modelos de regressão linear

Causas de Variação	Soma dos Quadrados	Graus de Liberdade	Quadrados Médios	F_0	$p\text{-value}$
Regressão	SS_R	k	$MS_R = \frac{SS_R}{k}$	$F = \frac{MS_R}{MS_E}$	
Erro ou resíduo	SS_E	$n - k - 1$	$MS_E = \frac{SS_E}{n - k - 1}$		
Total	SS_T	$n - 1$			

Na tabela ANOVA, reportam-se os resultados das somas dos quadrados associadas ao ajuste do modelo. A soma dos quadrados total, SST, corresponde à variação da variável resposta e, é dada pela da soma dos quadrados devido ao modelo de regressão, SSR, e pela soma dos quadrados dos resíduos ou erro, SSE. SSR corresponde à variação da variável resposta que é explicada no modelo e, SSE, corresponde à variação da variável resposta que não é explicada pelo modelo.

Desta forma, tem-se:

$$SS_T = SS_R + SS_E \quad (35)$$

- **Teste à significância da regressão**

O valor da estatística de teste à significância da regressão ou o teste F, é apresentado na tabela 2.2.

O teste de significância da regressão determina se existe uma relação linear entre a variável de resposta, y , e um subconjunto das variáveis independentes $x_1, x_2, \dots, x_k$. O procedimento deste teste de hipóteses envolve uma análise à soma total dos quadrados, SS_T , sendo as hipóteses apropriadas ao teste [31, 33]:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0 \quad (36)$$

$$H_1: \beta_j \neq 0, \text{ para no mínimo um caso } (1 \leq j) \quad (37)$$

A hipótese H_0 é testada através da estatística de teste F:

$$F_0 = \frac{SS_R/k}{SS_E/(n-k-1)} = \frac{MS_R}{MS_E} \quad (38)$$

Para rejeitar H_0 , utiliza-se a abordagem do p -value e, rejeita-se a hipótese nula se, o p -value para a estatística F_0 , for inferior a α (nível de significância), $F_0 < \alpha$. F_0 é o valor observado de estatística F e o nível de significância α , corresponde à probabilidade de rejeitar a hipótese nula, quando esta é na realidade verdadeira. Pela literatura, considera-se geralmente $\alpha=5\%$. Ao rejeitarmos H_0 , concluímos que o modelo é significativo.

2.2.5 Análise de regressão do modelo

Teste à significância dos coeficientes de regressão individual

Através da análise de regressão, é possível testar a significância de qualquer coeficiente de regressão individual, através do valor t-estatístico.

Considere-se as hipóteses,

$$H_0: \beta_j = 0 \quad (39)$$

$$H_1: \beta_j \neq 0 \quad (40)$$

Se a hipótese nula, $H_0: \beta_j = 0$, não é rejeitada, então indica que a variável x_j não é significativa para o modelo. O teste estatístico para esta hipótese é o teste t , definido pela equação 41 [28, 29]:

$$t_0 = \frac{\hat{\beta}_j}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 c_{jj}}} \quad (41)$$

O denominador da equação (41), $\sqrt{\hat{\sigma}^2 C_{jj}}$, é denominado de erro padrão do coeficiente de regressão $\hat{\beta}_j$.

A hipótese nula, $H_0: \beta_j = 0$, é rejeitada se $|t_0| < \alpha$, onde $\alpha = 5\%$ [34].

Coeficiente de determinação

O coeficiente de determinação é usado para quantificar a capacidade explicativa do modelo, ou seja, é uma medida da quantidade de redução na variabilidade de y , obtida através do uso das variáveis independentes $x_1, x_2, \dots, x_k$ no modelo [28, 29]:

$$R^2 = \frac{SS_R}{SS_T} = 1 - \frac{SS_E}{SS_T} \quad (42)$$

$$0 \leq R^2 \leq 1 \quad (43)$$

No entanto, note-se que, $R^2 \approx 1$, não implica necessariamente que o modelo de regressão providencia um bom ajustamento aos dados, dado que a adição de uma variável ao modelo, faz sempre aumentar o R^2 , independentemente do poder explicativo sobre a variável resposta [35].

Desta forma, quando R^2 é elevado em determinados modelos, pode levar a interpretações erradas ou estimativas pouco fiáveis do valor esperado de y . Por isso, conclui-se que R^2 poderá não ser um bom indicador do grau de ajustamento do modelo.

Assim sendo, é preferível utilizar o coeficiente de determinação ajustado, $R_{ajus.}^2$, que é uma medida ajustada do coeficiente de determinação. Geralmente, o $R_{ajus.}^2$ não aumenta quando variáveis são adicionadas ao modelo. Na verdade, se forem adicionadas variáveis poucos explicativas ao modelo, o valor de $R_{ajus.}^2$ frequentemente diminui.

O coeficiente de determinação ajustado é definido pela equação 44 [28, 29]:

$$R_{ajus.}^2 = 1 - \frac{SS_E/(n-(k+1))}{SS_T/(n-1)} = 1 - \left(\frac{n-1}{n-(k+1)} \right) (1 - R^2) \quad (44)$$

Refira-se que, quando R^2 e $R_{ajus.}^2$ diferem significativamente, a probabilidade de variáveis não significativas terem sido incluídas no modelo é elevada.

2.2.6. Minitab® Statistics Software

No presente trabalho, a validação dos pressupostos do modelo foi realizada com o auxílio do software estatístico *Minitab*. O *Minitab*® 17 é um software estatístico, provido de uma interface intuitiva de fácil utilização e com poderosos gráficos que permite importar dados de base de dados, como o Microsoft Excel [36].

A revisão bibliográfica abordada na presente dissertação, detalha os cálculos e procedimentos efetuados pelo software para a análise de variância e regressão, assim como os gráficos

para a análise dos resíduos. O *Minitab* providencia dois testes para diagnosticar potenciais *outliers*, o Teste de Grubbs e, o Rácio Q de Dixon. No entanto, estes testes são projetados para detetar um único *outlier* numa amostra de dados, o que significa que, se uma amostra contiver mais do que um potencial *outlier*, estes testes podem não ser eficazes. Desta forma, os resíduos foram eliminados através da análise dos resíduos estandardizados e do comportamento do molde.

2.3. *gPROMS Utilities Planner*

A ferramenta de otimização utilizada no presente trabalho é o *gPROMS Utilities Planner*, desenvolvida pela *Process Systems Enterprise* (PSE) [37]. O *Planner* é uma ferramenta de otimização energética, na vertente das utilidades, para planear e otimizar o sistema de utilidades na Refinaria de Sines, através de algoritmos de otimização PNLIM, sendo operada em modo offline, a partir do Microsoft Excel®.

O principal foco na utilização desta ferramenta, consiste na previsão do impacto na gestão das utilidades, mediante o plano de produção da Refinaria, bem como, planear antecipadamente em caso de paragens programadas de fábrica, unidades e equipamentos e ainda fazer estudo de cenários hipotéticos.

O modelo da Refinaria de Sines, através do qual o *Planner* corre os casos operacionais, encontra-se implementado no *gPROMS Utilities Engineer*. O *Engineer* permite a construção e configuração da representação do sistema de utilidades, em *flowsheet environment*, sendo usado como o único ambiente de modelação e mecanismos de cálculo para as soluções do *Planner*, levando em consideração variáveis de decisão contínuas e discretas.

A figura 2.4, descreve de forma breve, o *workflow* do *Planner*, para correr as otimizações dos casos operacionais.

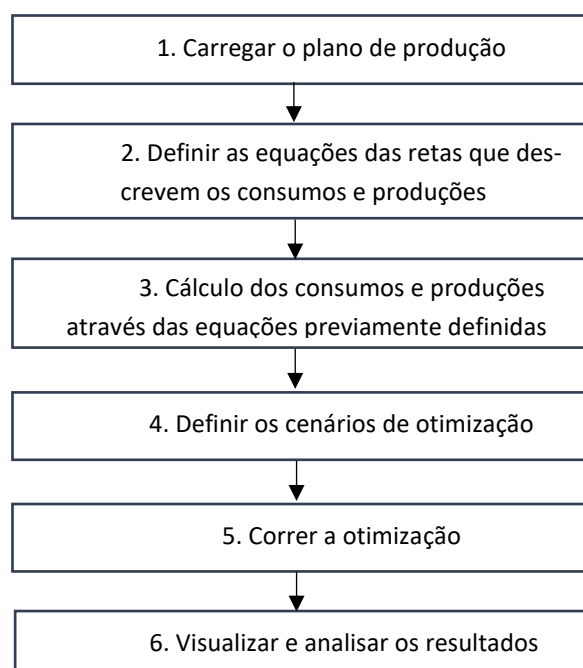


Figura 2.4 *Workflow* da ferramenta Planner

No *Planner*, os consumos e produções das utilidades em cada unidade processual, são calculados através de equações de regressão linear simples, em função do caudal de alimentação das respetivas unidades processuais.

Os cenários de otimização passam pela definição do problema de otimização, constituído pelas variáveis de decisão (contínuas, binárias ou contínuas e binárias), as restrições e a função objetivo. A função objetivo da ferramenta corresponde à minimização dos custos totais de energia adquirida e emissões de CO₂ do sistema de utilidades, visando aumentar a eficiência energética.

2.4. Sistema de Utilidades na Refinaria de Sines

Para melhor compreensão do sistema de utilidades considerado no modelo da Refinaria de Sines, realizam-se a seguir algumas considerações sobre as redes de vapor, combustível, energia elétrica e hidrogénio.

Rede de vapor

A rede de vapor da Refinaria de Sines, inclui uma unidade de cogeração, com duas turbinas a gás e dois geradores de vapor de recuperação de calor (BR1 e BR2), duas caldeiras convencionais (BF2 e BF4) para produção de vapor e quatro turbogeradores a vapor (TG2, TG3, TG4 e TG5).

A rede de distribuição funciona com os seguintes níveis de pressão: 80, 24, 10.5 e 3.5 barg. Os quatro turbogeradores são de extração (vapor de 25 e 5 barg) e condensação, no entanto, atualmente apenas o TG4 esteja a produzir vapor para condensar.

A Refinaria de Sines possui dois *steam methane reformers* e três unidades de recuperação de enxofre, que por definição, são unidades com grande potencial de geração de vapor. A figura 2.5 representa, de forma simplificada, a rede de vapor da Refinaria.

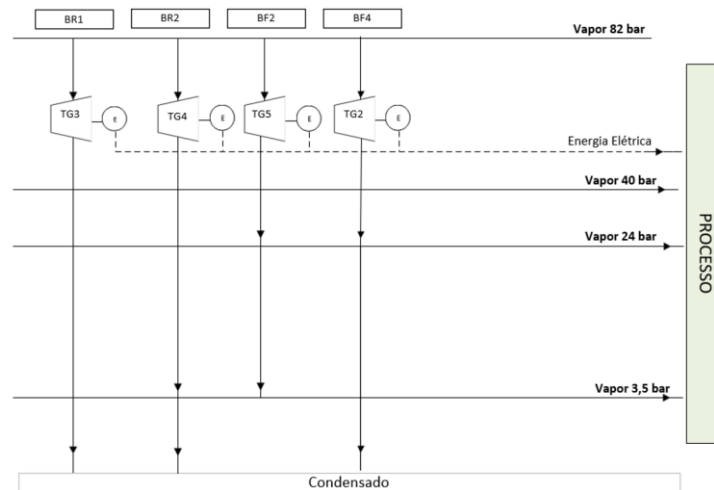


Figura 2.5 Esquema simplificado da rede de vapor da Refinaria de Sines

Rede de energia elétrica

A rede de energia elétrica tem uma grande dependência e impacto na rede de vapor. As turbinas a gás, bem como os turbogeradores a vapor, são produtores de energia na Refinaria.

A estratégia atual de produção de geração de energia, consiste em operar as turbinas a gás com carga máxima e ajustar as cargas das turbinas a vapor, de acordo com as condições do sistema.

Rede de combustível (gás combustível e gás natural)

A rede de combustível é composta pela rede de gás combustível e pela rede de gás natural, que estão integradas. A Refinaria possui dois *drums* de gás combustível, um deles coleta e distribui gás combustível de/para a fábrica 1 e 2 e para as Utilidades e, o outro, de/para a fábrica 3. Ao mesmo tempo, há uma compensação de gás natural, diretamente para os balance drums de gás combustível. O gás natural é usado como combustível nas turbinas a gás da cogeração e para a queima complementar das caldeiras de recuperação de calor, como combustível para uma das caldeiras convencionais e, como matéria-prima dos fornos / reatores dos *steam methane reformers*.

Rede de hidrogénio

A rede de hidrogénio é uma rede transversal às redes de vapor e combustível. Os principais produtores de hidrogénio, os *steam methane reformers* (HR e HI), também são produtores de vapor, o que significa que o desempenho dessas unidades, impacta na otimização das duas redes, ao mesmo tempo. O terceiro produtor de hidrogénio, o reformador catalítico, produz um fluxo de hidrogénio impuro que é purificado pela unidade ROG PSA. Esta unidade produz uma corrente de gás impuro com um conteúdo considerável de hidrogénio, que entra na rede de gás combustível.

Os consumidores de hidrogénio são cinco unidades de hidrodessulfuração, uma unidade de alquilação e um *hidrocracker*, sendo este último o maior consumidor individual de hidrogénio.

A figura 2.6 apresenta um esquema simplificado da rede de hidrogénio na Refinaria de Sines. Note-se que, as correntes com circulação de hidrogénio puro são representadas a azul e, o hidrogénio impuro, a verde.

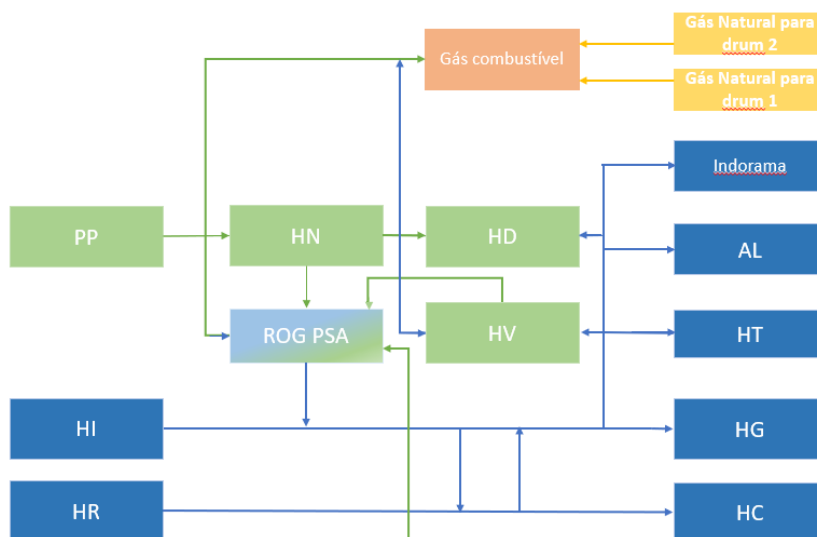


Figura 2.6 Esquema simplificado da rede de hidrogénio da Refinaria de Sines

3 Procedimento

O procedimento para a concretização do trabalho foi desenvolvido e dividido em três partes:

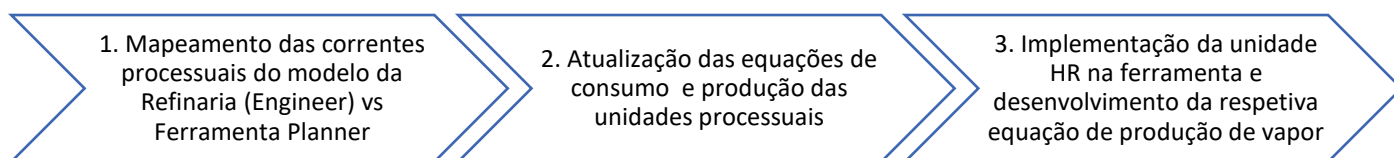


Figura 3.1 Principais etapas do procedimento

Primeiramente, corrigiu-se e atualizou-se a ferramenta *Planner*, de forma a aproximá-la à configuração real da Refinaria Sines. Neste subcapítulo, foi realizado o mapeamento das correntes processuais existentes no modelo da Refinaria (*Engineer*) e, adicionou-se à ferramenta de utilidades as correntes em falta.

Posteriormente, foram atualizadas as retas de consumo e produção de quatro unidades processuais: Unidade de Destilação Atmosférica, Unidades de Vácuo I e II e Unidade *Visbreaker*.

Por fim, pretendeu-se desenvolver a equação da reta que descreve a produção de vapor na unidade produtora de hidrogénio (*steam methane reformer*), HR, em função do seu caudal de alimentação. Como o plano de produção, para o qual o *Planner* recolhe a informação das cargas das unidades, não fornece informação para as cargas de *SMR*, foi necessário desenvolver a fórmula de cálculo para a carga destas unidades, em função das necessidades de hidrogénio das unidades da refinaria e, posteriormente, definir a equação da produção de vapor em HR.

Ao longo de todo o procedimento, a recolha de dados processuais, como por exemplo, os valores dos consumos e produções, foi efetuada através da utilização do *Aspen Process Data*. Esta é uma interface da *AspenTech*, que integra os dados em tempo real ou históricos da Refinaria, no Excel. Deste modo, foi possível selecionar as correntes processuais de interesse, para um determinado período de tempo, e obter o valor respetivo ao seu medidor.

3.1. Mapeamento das correntes processuais do modelo da Refinaria (*Engineer*) vs Ferramenta *Planner*

Através do mapeamento das correntes existentes no modelo da Refinaria (*Engineer*), identificaram-se as correntes que não estavam contempladas na ferramenta de utilidades, adicionando-as à mesma.

Contabilizou-se o número total de correntes analisadas no modelo e o número total de correntes adicionadas ao *Planner*, por rede de utilidades e, observou-se que a rede de vapor apresentou o maior déficit de correntes em falta. Como tal, realizou-se uma análise quantitativa, através da construção de diagramas de *Pareto*, para perceber qual o impacto na rede de vapor considerada na ferramenta.

Para a concretização dos diagramas de *Pareto*, obtiveram-se os valores de consumo e produção de vapor na Refinaria, para cada unidade. A quantidade de consumo e produção não considerada pelo *Planner*, foi discriminada.

3.2. Atualização das equações de consumo e produção de utilidades nas unidades processuais

Procedeu-se à atualização das equações lineares, respetivas às retas de consumo e produção das unidades processuais que precisavam de ser atualizadas:

- Unidade de Destilação Atmosférica (CC): Consumo de combustível nos fornos da CC;
- Unidade de Vácuo I (CV): Produção de vapor de 10,5 barg;
- Unidade de Vácuo II (VV): Produção de vapor de 24 barg;
- Unidade Visbreaker (VB): Produção de vapor de 24 barg e de 10,5 barg.

3.2.1 Unidade de Destilação Atmosférica:

Consumo de combustível nos fornos da CC

Pré-Aquecimento de crude e fornos de alimentação

Antes de ser alimentado à coluna de destilação atmosférica, o crude sofre um processo de pré-aquecimento e dessalinização, onde a alimentação é progressivamente aquecida em dois trens de permuta gémeos, ramais A e B, no qual são utilizados os produtos de destilação como fluido quente. Até à etapa de dessalinização, o crude passa por 5 permutadores de calor, em cada ramal. O crude já dessalinizado, continua o processo de aquecimento em 3 permutadores, visando a economia de combustível nos fornos de alimentação. Uma vez que, o pré-aquecimento não é suficiente, o crude segue para os 2 fornos de carga, A e B, onde atingirá a temperatura desejada. Cada forno é constituído por 8 serpentinas, e o crude é alimentado sob

controlo de caudal. A temperatura dos fornos é controlada através do caudal de gás natural transferido para os queimadores.

Modos de Operação da Unidade de Destilação Atmosférica

Após o Regulamento IMO 2020 (Fuel 0.5% enxofre), que entrou em vigor a 1 de janeiro de 2020, a Refinaria alterou a sua forma de operação e passou a consumir uma dieta de crudes de ramas com teores de enxofre significativamente mais baixos, deixando praticamente de operar em regimes *sour*.

Na Destilação Atmosférica existem assim dois modos de operação principais, ambos em regime *sweet*: modo VLS (*Very Low Sulphur*) e modo RAT BTE (Resíduo Atmosférico de Baixo Teor de Enxofre), que ocorrem numa proporção de 2/3 e 1/3 do tempo, respetivamente.

Durante os runs *sweet*, para produção de resíduo de carga ao FCC (Resíduo Atmosférico Baixo Teor Enxofre - RAT BTE), temos o Resíduo Atmosférico a seguir para armazenagem e as unidades de Destilação de Vácuo 1 e 2 a consumirem Resíduo Atmosférico de armazenagem (carga fria).

Durante os runs *sweet*, para produção de fuel *Very Low Sulphur* (VLS), temos o Resíduo Atmosférico a seguir diretamente como carga às unidades de Destilação de Vácuo 1 e 2 (carga quente).

3.2.2. Atualização da equação de consumo

A unidade de destilação atmosférica para de 5 em 5 anos para a limpeza dos trens de permuta. Parou em agosto de 2019, no entanto, devido ao *fouling* acelerado que se tem verificado nos permutadores, parou novamente em outubro de 2020.

Procedeu-se à atualização da reta de consumo de combustível nos fornos da CC, considerando dois fatores:

- ***Fouling***

O *fouling* nos permutadores leva à diminuição da temperatura do caudal de saída dos ramais A e B, exigindo um maior consumo de combustível nos fornos da CC [38]. Assim, de forma a considerar o impacto da temperatura do caudal de alimentação aos fornos A e B, adicionou-se esta variável à equação de consumo, através do desenvolvimento de um modelo de regressão linear múltipla, com duas variáveis regressoras: caudal de alimentação aos fornos, x_1 , e, temperatura do caudal de alimentação aos fornos, x_2 .

- **Regimes de Carga VLS e RAT BTE**

Os dois programas de operação existentes na Refinaria, VLS e RAT BTE, impactam de forma diferente no comportamento do perfil de consumo de combustível. Considerou-se assim, diferenciar o modelo de regressão linear múltipla, consoante o regime, RAT BTE ou VLS.

Desenvolvimento dos modelos de regressão linear múltipla

Para o desenvolvimento dos modelos de regressão linear múltipla, consideraram-se duas variáveis independentes: caudal de alimentação aos fornos A e B, x_1 , e, temperatura do caudal de alimentação aos fornos A e B, x_2 . A variável resposta, y , corresponde à variável de interesse que se pretende prever em função de x_1 e x_2 . Para o caso em estudo, esta variável corresponde ao consumo de combustível na CC.

Considere-se assim a definição das variáveis e respetivas unidades, tal como mostra a tabela 3.1.

Tabela 3.1 Modelos de regressão linear múltipla VLS e RAT BTE, com duas variáveis independentes

Modelo	Tipo de variável	Descrição		Unidades
VLS	Variável resposta, y	Consumo de combustível nos fornos da CC	Consumo _{Fuel} (VLS)	kg _{GNE} /h
	Variável independente, x_1	Caudal de alimentação aos fornos da CC	C_F (VLS)	m ³ /h
	Variável independente, x_2	Temperatura do caudal de alimentação aos fornos da CC	T_F (VLS)	°C
RAT BTE	Variável resposta, y	Consumo de combustível nos fornos da CC	Consumo _{Fuel} (RAT)	kg _{GNE} /h
	Variável independente, x_1	Caudal de alimentação aos fornos da CC	C_F (RAT)	m ³ /h
	Variável independente, x_2	Temperatura do caudal de alimentação aos fornos da CC	T_F (RAT)	°C

As etapas efetuadas para o desenvolvimento dos modelos de regressão linear múltipla, são apresentadas na figura 3.2.

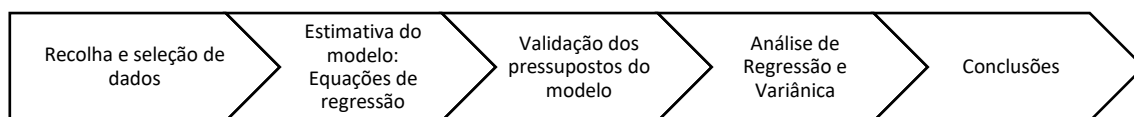


Figura 3.2 Passos seguidos para o desenvolvimento do modelo de regressão linear múltipla

Recolha e seleção dos dados

- Variável Resposta, Consumo_{Fuel}

O consumo total de combustível na unidade de destilação atmosférica, Consumo_{Fuel}, é dado pela soma do consumo de combustível nos fornos A e B. Note-se ainda que, o consumo de combustível foi convertido para a unidade GNE (Gás Natural Equivalente), considerando a variação do poder calorífico inferior do gás combustível, PCI_{Gás combustível}, por tonelada.

O consumo total de combustível é dado pela equação 45:

$$\text{Consumo}_{\text{Fuel}} = \frac{(\text{Consumo}_{\text{Forno A}}) + (\text{Consumo}_{\text{Forno B}}) * 1000 * \text{PCI}_{\text{Gás Combustível}}}{\text{PCI}_{\text{GNE}}} \quad (45)$$

Onde,

Consumo_{Fuel} – Consumo de combustível nos fornos da CC (kg_{GNE}/h)

Consumo_{Forno A} – Consumo de combustível no forno A (t/h)

Consumo_{Forno B} – Consumo de combustível no forno B (t/h)

$PCI_{Gás\ combustível}$ – Poder calorífico inferior do gás combustível (kcal/kg_{Fuel Gas})

PCI_{GNE} – Poder calorífico inferior do gás natural equivalente (kcal/kg_{GNE}), considerando o valor constante de 11820 kcal/kg_{GNE}.

Uma vez estabelecida a equação para o cálculo do consumo de combustível nos fornos da unidade de destilação atmosférica, procedeu-se à recolha dos dados.

O período selecionado para a recolha dos dados, foi efetuado com base no tempo de ciclo de operação da unidade. Consideraram-se os períodos correspondentes ao início e meio ciclo de vida, designados respetivamente por: *Start of Run* (SOR) e *Middle of Run* (MOR), uma vez que ainda não existia informação correspondente a *End of Run* (EOR).

O *revamping* do trem de permuta ocorreu na paragem de agosto a outubro de 2019, durante a qual foram também limpos os restantes permutadores. Considerou-se assim, para o ciclo SOR, os dados compreendidos entre 15 de outubro e 15 de novembro de 2019. Para o ciclo MOR, recolheram-se os dados observados entre 1 de março e 1 de abril, de 2020.

Obtiveram-se os dados necessários ao cálculo do consumo, Consumo_{Forno A}, Consumo_{Forno B} e $PCI_{Gás\ combustível}$, para os ciclos SOR e MOR, através do *Aspen Process Data*.

A figura 3.3, mostra o procedimento efetuado para obter os valores do $PCI_{Gás\ combustível}$, através do *Aspen Process Data*, para o ciclo SOR. O medidor da corrente é denominado de "tag FFD2" e selecionou-se o período de 15 de outubro a 15 de novembro, para intervalos de hora a hora. Repetiu-se o mesmo procedimento para os medidores respetivos ao consumo no forno A, Consumo_{Forno A}, e ao consumo no forno B, Consumo_{Forno B}.

Efetuuou-se o mesmo processo de recolha de dados para o ciclo MOR, diferindo apenas na seleção do período de tempo, 1 de março a 1 de abril, de 2020.

The screenshot displays the Aspen Process Data interface. On the left, a table titled 'Internal Use' shows data for the 'Poder calorífico interno Fuel gas' (PCI_{Fuel gas}) tag. The table has columns A, B, C, and D. Row 1 shows 'Start: 15/10/2019' and Row 2 shows 'End: 15/11/2019'. Rows 4 through 17 show the tag 'FFD2' and the unit 'kcal/kg_{Fuel gas}' with values ranging from 10091,80 to 10091,80. On the right, the 'Trend/Aggregate Data' dialog box is open. It shows the tag 'FFD2' and the output location 'SOR, var resposta!\$F\$2'. The 'Calculation' section is set to 'Average' with a period of '1' and units of 'Hours'. The 'Start time' is '15/10/2019' and the 'End time' is '15/11/2019'. The 'Stepped' checkbox is checked, and the 'Database' dropdown is selected. The 'Max. number of points' is set to 1. The 'Settings...' button is visible at the bottom right of the dialog box.

	A	B	C	D
1	Start:	15/10/2019		
2	End:	15/11/2019		
3				
4				Poder calorífico interno Fuel gas
5				PCI _{Fuel gas}
6			Tag	FFD2
7			Unidade	kcal/kg _{Fuel gas}
8			15/10/2019 00:00	10091,80
9			15/10/2019 01:00	10091,80
10			15/10/2019 02:00	10091,80
11			15/10/2019 03:00	10091,80
12			15/10/2019 04:00	10091,80
13			15/10/2019 05:00	10091,80
14			15/10/2019 06:00	10091,80
15			15/10/2019 07:00	10091,80
16			15/10/2019 08:00	10091,80
17			15/10/2019 09:00	10091,80

Figura 3.3 Introdução dos dados no *Aspen Process Data*

Através da equação 43, obtiveram-se os valores horários do consumo de combustível nos fornos da CC, Consumo_{Fuel} .

- Variáveis Independentes, C_F e T_F

O caudal de alimentação aos fornos, C_F , é obtido através da soma dos caudais de saída dos ramais A e B (equação 46).

$$C_F = C_{Ramal A} + C_{Ramal B} \quad (46)$$

C_F – Caudal de alimentação aos fornos A e B (m^3/h)

$C_{Ramal A}$ – Caudal de saída do ramal A (m^3/h)

$C_{Ramal B}$ – Caudal de saída do ramal B (m^3/h)

A temperatura do caudal de alimentação aos fornos, T_F , é calculada a partir da soma da média da temperatura do caudal de saída dos ramais A e B:

$$\bar{T}_{Ramal A} = \frac{T_{Ramal A} * C_{Ramal A}}{C_{Ramal A} + C_{Ramal B}} = \frac{T_{Ramal A} * C_{Ramal A}}{C_F} \quad (47)$$

$$\bar{T}_{Ramal B} = \frac{T_{Ramal B} * C_{Ramal B}}{C_{Ramal A} + C_{Ramal B}} = \frac{T_{Ramal B} * C_{Ramal B}}{C_F} \quad (48)$$

$$T_F = \bar{T}_{Ramal A} + \bar{T}_{Ramal B} \quad (49)$$

Onde,

$T_{Ramal A}$ – Temperatura do caudal de saída do ramal A ($^{\circ}\text{C}$)

$T_{Ramal B}$ – Temperatura do caudal de saída do ramal B ($^{\circ}\text{C}$)

$\bar{T}_{Ramal A}$ – Média da temperatura do caudal de saída do ramal A ($^{\circ}\text{C}$)

$\bar{T}_{Ramal B}$ – Média da temperatura do caudal de saída do ramal B ($^{\circ}\text{C}$)

T_F – Temperatura do caudal de alimentação à entrada do forno ($^{\circ}\text{C}$)

Para o cálculo das variáveis independentes, C_F e T_F , foi necessário obter os dados respetivos ao caudal de saída dos ramais A e B, $C_{Ramal A}$ e $C_{Ramal B}$, e das respetivas temperaturas, $T_{Ramal A}$ e $T_{Ramal B}$.

Através das equações (46-49), calcularam-se as variáveis independentes, C_F e T_F .

Agregaram-se os dados dos ciclos SOR+MOR, por ordem temporal, e identificaram-se os períodos respetivos ao perfil de alimentação RAT BTE e VLS, respetivamente.

A identificação dos perfis de alimentação foi efetuada com base na temperatura do caudal de destilado que entra na unidade de vácuo I. O perfil VLS apresenta temperaturas geralmente compreendidas entre os 100-140 °C e, o perfil RAT BTE apresenta uma variação entre os 65°C e os 90°C. Assim, observa-se uma diminuição significativa quando o ciclo passa do perfil VLS para RAT BTE, e um aumento significativo quando o ciclo passa de RAT BTE para VLS.

Estimativa do modelo e validação dos pressupostos

Para a estimação dos modelos de regressão, utilizou-se o *software* estatístico *Minitab*.

Introduziram-se os dados horários obtidos para SOR+MOR, da variável resposta, Consumo_{Fuel}, e das variáveis independentes, C_F e T_F , consoante o regime de alimentação, no *software*.

Procedeu-se ao ajuste dos dados através de um modelo de regressão, obtendo-se as respetivas equações de regressão:

$$\text{Perfil VLS: Consumo}_{Fuel} = 5658 + 6,1186(C_F(VLS)) - 15,278(T_F(VLS)) \quad (50)$$

$$\text{Perfil RAT BTE: Consumo}_{Fuel} = 4665 + 6,036(C_F(RAT)) - 10,69(T_F(RAT)) \quad (51)$$

Ao efetuar a regressão, o *Minitab* apresenta o sumário do modelo e a tabela ANOVA, para posterior análise de regressão e variância do modelo. Na análise de regressão e variância, considerou-se um valor de significância, $\alpha = 5\%$.

Após a estimação do modelo, procedeu-se à realização dos diagnósticos para a validação dos pressupostos, que verificam se o modelo é considerado adequado.

- **Diagnóstico de normalidade e deteção de outliers**

Para verificar a suposição de normalidade, isto é, se os erros seguem uma distribuição normal, foi realizado um gráfico de probabilidade normal dos resíduos (*P-P plot*), para os dois modelos estimados (figuras 3.4 e 3.5).

Através da análise das figuras, foi possível observar a existência de três potenciais *outliers* no modelo VLS (figura 3.4) e no modelo RAT BTE (figura 3.5).

O diagnóstico dos potenciais *outliers*, foi efetuado com base no teste dos resíduos estandardizados e no comportamento do modelo. Os resíduos estandardizados para cada observação, encontram-se em anexos.

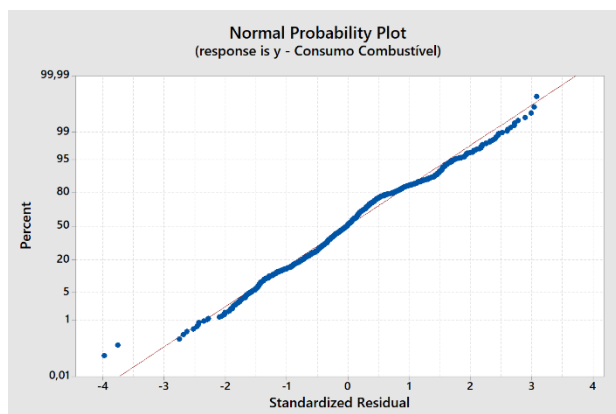


Figura 3.4 Gráfico P-P plot para o modelo VLS

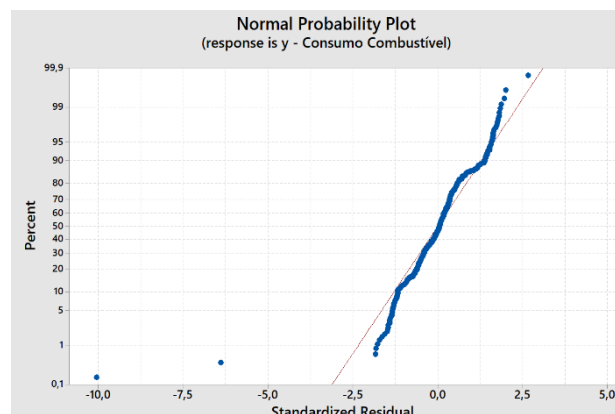


Figura 3.5 Gráfico P-P plot para o modelo RAT BTE

Procedeu-se à remoção dos pontos considerados *outliers*, ajustando os dois modelos de regressão à nova amostra de dados. Obtiveram-se as equações de regressão do modelo sem *outliers* e, verificou-se a suposição de normalidade para as amostras, através dos novos gráficos P-P plot.

- **Diagnóstico de homoscedasticidade (variância constante)**

Para validar a suposição de homoscedasticidade, procedeu-se à realização do gráfico dos resíduos versus valores ajustados no *software* estatístico, para ambos modelos de regressão.

- **Diagnóstico de independência dos resíduos**

O pressuposto da independência dos resíduos, foi averiguado através da construção dos gráficos de resíduos, segundo a sua ordem temporal, para os modelos VLS e RAT BTE.

- **Ausência de colinearidade**

Para verificar a existência de correlação elevada entre as variáveis independentes, C_F e T_F , analisou-se o valor de VIF (*Variance Inflation Factor*), apresentado no output da análise de regressão do *Minitab*.

3.2.2 Alteração do código do *Planner*, em VBA

Após o desenvolvimento e validação dos modelos de regressão linear múltipla, procedeu-se à implementação das respetivas equações na ferramenta *Planner*. Uma vez que a ferramenta está configurada para calcular os consumos e produções através de equações lineares simples, permitindo apenas a atribuição de valores a uma única variável, foi necessário alterar o código, em *Visual Basic for Applications* (VBA), através da interface *Microsoft Excel*. O código

por detrás da macro que calcula os consumos e produções, foi alterado e adaptado à equação múltipla.

3.2.3. Unidade de Vácuo I (CV)

Atualização da equação de produção de vapor de 10,5 barg

Começou-se por estudar o desempenho do modelo em função do caudal de alimentação à carga. Considere-se a definição da variável resposta e da variável regressora, para o modelo linear simples, na tabela 3.2.

Tabela 3.2 Modelo de regressão linear simples Produção vapor_{CV} vs C_{CV}

Tipo de variável	Descrição		Unidades
Variável resposta, y	Produção de vapor de 10,5 barg na unidade CV	Produção vapor _{CV}	kg/h
Variável independente, x_1	Caudal de alimentação à unidade CV	C _{CV}	t/h

Recolha e seleção de dados

Selecionou-se o período de 1 de janeiro a 1 de fevereiro de 2021, para a recolha de dados. Através do *Aspen Process Data*, recolheram-se os valores horários do caudal de alimentação da unidade de vácuo I e, da produção de vapor de 10,5 barg.

Estimativa do modelo e validação dos pressupostos

Introduziu-se a amostra de dados no *software* estatístico *Minitab* e ajustaram-se os dados ao modelo de regressão linear, obtendo-se a equação de regressão.

Elaborou-se um diagrama de dispersão, entre a variável resposta, Produção vapor_{CV}, e a variável preditora, C_{CV}, com o intuito de perceber se a relação existente entre as duas variáveis é de facto linear.

Devido à análise pouco favorável do diagrama de dispersão, optou-se por estudar uma variável mais explicativa para a produção de vapor na unidade, procedendo-se ao estudo da temperatura do caudal de alimentação.

Assim, recolheram-se os valores respetivos à temperatura do caudal de alimentação da unidade de vácuo I, T_{CV}, e estabeleceu-se o modelo apresentado na tabela 3.3.

Tabela 3.3 Modelo de regressão linear simples
Produção vapor_{CV} vs T_{CV}

Tipo de variável	Descrição		Unidades
Variável resposta, y	Produção de vapor de 10,5 barg na unidade CV	Produção vapor _{CV}	kg/h
Variável independente, x_1	Temperatura do caudal de alimentação à unidade CV	T _{CV}	°C

Ajustaram-se os dados ao modelo de regressão, obtendo-se a equação que estima o modelo.

Efetuiu-se o gráfico de dispersão Produção vapor_{CV} vs T_{CV} e construiu-se o gráfico *P-P plot*. Identificaram-se quatro pontos *outliers* e removeram-se do modelo. A tabela de resíduos, encontra-se em anexos.

Estabeleceu-se o modelo de regressão sem estes pontos e construíram-se os gráficos para a análise dos resíduos e validação dos pressupostos da nova amostra: gráfico de probabilidade normal (suposição de normalidade), gráfico dos resíduos versus valores ajustados (suposição de homoscedasticidade) e gráficos dos resíduos por ordem de tempo (suposição de independência). Os valores de VIF foram também verificados.

3.2.4. Unidade de Vácuo II (VV)

Atualização da equação de produção de vapor de 24 barg

Geralmente, a Unidade de Vácuo II (VV), é descoqueificada de 9 em 9 meses. Devido a alteração na dieta de crudes, têm-se observado fenómenos de coqueificação acelerada e, o ciclo da unidade, tipicamente de 9 meses, encurtou para 3 meses.

O fenómeno acelerado de coqueificação e o seu impacto na unidade, faz com que o caudal da produção de vapor diminua mais rapidamente, durante o ciclo da unidade.

Para atualizar a equação de produção de vapor de 24 barg, considerou-se explorar duas variáveis independentes, o caudal de alimentação e a respetiva temperatura, por forma a poder concluir qual a que melhor descreve o comportamento do processo de produção de vapor.

A tabela 3.4, constata os dois modelos de regressão linear simples considerados para o estudo.

Tabela 3.4 Modelos de regressão linear simples para a produção de vapor na unidade VV, em função de C_{VV} e T_{VV}

Modelo	Tipo de variável	Descrição		Unidades
1	Variável resposta, y	Produção de vapor de 24 barg na unidade VV	Produção vapor _{VV}	m ³ /h
	Variável independente, x_1	Caudal de alimentação à unidade VV	C_{VV}	m ³ /h
2	Variável resposta, y	Produção de vapor de 24 barg na unidade VV	Produção vapor _{VV}	m ³ /h
	Variável independente, x_2	Temperatura do caudal de alimentação à unidade VV	T_{VV}	°C

O procedimento é análogo ao procedimento efetuado para a unidade de vácuo I (modelo regressão linear simples):

- Recolheram-se os dados para o mês de fevereiro, que compreende o período imediatamente após a paragem.
- Obtiveram-se os valores horários para o mês de fevereiro das variáveis Produção vapor_{VV}, C_{VV} e T_{VV} através do *Aspen Process Data* e, introduziram-se no *Minitab*.
- Estimaram-se os dois modelos e construíram-se respetivos gráficos de dispersão, entre a variável resposta e as variáveis preditoras, C_{VV} e T_{VV} .

- Na suposição de normalidade, os gráficos *P-P plot* sugeriram oito *outliers* no modelo 1 e dois no modelo 2. Após o diagnóstico, removeram-se estes mesmo pontos. Os gráficos *P-P plot* e a tabela de resíduos para as observações registadas, antes da remoção de *outliers*, encontram-se em anexos.
- Previram-se os novos modelos de regressão e efetuaram-se os gráficos necessários à validação dos pressupostos.

3.2.5 Unidade *Visbreaker* (VB)

Atualização da equação de produção de vapor de 24 e 10,5 barg.

A Unidade *Visbreaker* é alimentada pelo resíduo de vácuo, proveniente da unidade de vácuo II. Tendo esta observação em conta, faz sentido estudar a equação de produção de vapor na unidade *Visbreaker*, de forma a considerar o impacto da Unidade de Vácuo II. Atualizaram-se as equações de produção de vapor de 24 barg e 10,5 barg, em função da temperatura do caudal de alimentação ao vácuo II, T_{VV} . Considerem-se assim, os dois modelos de regressão linear simples, apresentados na tabela 3.5.

Tabela 3.5 Modelos de regressão para a produção de vapor de 24 barg e 10,5 barg na unidade VB, em função de T_{VV}

Modelo	Tipo de variável	Descrição		Unidades
1	Variável resposta, y_1	Produção de vapor 24 barg na unidade VB	Produção vapor 24 $_{VB}$	m ³ /h
	Variável independente, x	Caudal de alimentação à unidade VB	T_{VV}	°C
2	Variável resposta, y_2	Produção de vapor 10,5 barg na unidade VB	Produção vapor 10,5 $_{VB}$	m ³ /h
	Variável independente, x	Temperatura do caudal de alimentação à unidade VV	T_{VV}	°C

O período utilizado foi o mesmo que se definiu para a unidade de vácuo II e recolheram-se os dados relativos às duas variáveis resposta (Produção vapor 24 $_{VB}$ e Produção vapor 10,5 $_{VB}$) e à variável independente T_{VV} .

Ajustaram-se os dados aos modelos de regressão e construíram-se os diagramas de dispersão respetivos.

O diagnóstico de normalidade foi efetuado para os dois modelos, através dos gráficos *P-P plot* e detetou-se 1 *outlier* no modelo 2, estimando novamente este mesmo modelo.

Os gráficos para a suposição de normalidade, variância constante e independência de resíduos foram efetuados.

3.2.6 Implementação da unidade HR na ferramenta e desenvolvimento da respetiva equação de produção de vapor

Desenvolvimento da equação do caudal de alimentação

Pretendeu-se desenvolver a equação da reta de produção de vapor de 24 barg na unidade de *steam methane reformer*, HR, em função do seu caudal de alimentação. No entanto, o ficheiro onde o *Planner* recolhe a informação das cargas das unidades, não dispõe de informação para as cargas das unidades de SMR (HI e HR). Por esse motivo, foi necessário desenvolver a fórmula de cálculo para a carga destas unidades, em função das necessidades de hidrogénio das unidades da refinaria.

Genericamente, o caudal de alimentação a HR, pode ser descrito pela equação 52.

$$\text{Caudal Alimentação}_{HR} = \text{Necessidades processuais de hidrogénio} - \text{Hidrogénio recuperado}_{ROG\text{ PSA}} \quad (52)$$

Uma vez que o *Planner* não considera os consumos específicos de hidrogénio, foi necessário utilizar um fator que correlacione o consumo de hidrogénio das unidades processuais no seu caudal de alimentação.

Através da rede de hidrogénio (figura 2.6), foi possível desenvolver a equação 52, em função das necessidades de hidrogénios das necessidades processuais.

$$C_{HR} = (FC_{HC} * C_{HC}) + (FC_{HG} * C_{HG}) + (FC_{HT} * C_{HT}) + (FC_{AL} * C_{AL}) + H_{Indorama} - H_{PSA} \quad (53)$$

Tabela 3.6 Definição dos termos da equação 51 e respetivas unidades

	Descrição	Unidade
C_{HR}	Caudal de alimentação de hidrogénio a HR	kg/h
FC_{HC}	Fator de correlação para a unidade Hidrocracker (HC)	kg _{H₂} /t
C_{HC}	Caudal de alimentação à unidade HC	m ³ /h
FC_{HG}	Fator de correlação para a unidade de Hidrodessulfuração de Gasóleo (HG)	kg _{H₂} /t
C_{HG}	Caudal de alimentação à unidade HG	m ³ /h
FC_{HT}	Fator de correlação para a unidade de Hidrodessulfuração de Gasolina de Cracking (HT)	kg _{H₂} /t
C_{HT}	Caudal de alimentação à unidade HT	m ³ /h
FC_{AL}	Fator de correlação para a unidade de Alquilação (AL)	kg _{H₂} /t
C_{AL}	Caudal de alimentação à unidade AL	m ³ /h
$H_{Indorama}$	Caudal de hidrogénio enviado para Indorama	kg _{H₂} /h
H_{PSA}	Caudal de hidrogénio recuperado pela unidade ROG PSA	kg _{H₂} /h

A quantidade de hidrogénio enviada para a empresa Indorama é considerada constante, sendo que, $H_{Indorama} = 30 \text{ kg}_{H_2}/h$. Para a ROG PSA, verificou-se que, $H_{PSA} = 2000 \text{ kg}_{H_2}/h$.

Através do *Aspen Process Data*, obtiveram-se os valores para o caudal de alimentação total às unidades, C_{HC} , C_{HG} , C_{HT} e C_{AL} , assim como, os valores do consumo de hidrogénio, H_{HC} , H_{HG} , H_{HT} e H_{AL} , para o mês de junho de 2021.

Os fatores de correlação para cada unidade, foram obtidos a partir das equações 54-57.

$$FC_{HC} = \frac{H_{HC}}{(C_{HC} - H_{HC})} \quad (54)$$

$$FC_{HG} = \frac{H_{HG}}{(C_{HG} - H_{HG})} \quad (55)$$

$$FC_{HT} = \frac{H_{HT}}{(C_{HT} - H_{HT})} \quad (56)$$

$$FC_{AL} = \frac{H_{AL}}{(C_{AL} - H_{AL})} \quad (57)$$

Onde,

H_{HC} - consumo de hidrogénio na unidade HC (kg/h)

H_{HG} - consumo de hidrogénio na unidade HG (kg/h)

H_{HT} - consumo de hidrogénio na unidade HT (kg/h)

H_{AL} - consumo de hidrogénio na unidade AL (kg/h)

Uma vez que os valores dos caudais de alimentação de HC, HG, HT e AL, são fornecidos pelo *Aspen Process Data* nas unidades (m^3/h), multiplicaram-se os caudais, pelas respetivas densidades (tabela 3.7).

Tabela 3.7 Valores da densidade dos caudais de alimentação para HC, HG, HT e AL

	Densidade (t/m^3)
HC	0,92
HG	0,88
HT	0,74
AL	0,59

Fez-se a média dos valores do fator de correlação observados durante o mês, para cada unidade, $\overline{FC}_{HC}$, $\overline{FC}_{HG}$, $\overline{FC}_{HT}$ e $\overline{FC}_{AL}$.

A equação 53, pode ser reescrita da seguinte forma:

$$C_{HR} = (0,92 * \overline{FC}_{HC} * C_{HC}) + (0,88 * \overline{FC}_{HG} * C_{HG}) + (0,74 * \overline{FC}_{HT} * C_{HT}) + (0,59 * \overline{FC}_{AL} * C_{AL}) + H_{Indorama} - H_{PSA} \quad (58)$$

Onde,

$\overline{FC}_{HC}$ - Média dos fatores de correlação para a unidade HC (kg_{H_2}/t)

$\overline{FC}_{HG}$ - Média dos fatores de correlação para a unidade HG (kg_{H_2}/t)

$\overline{FC}_{HT}$ - Média dos fatores de correlação para a unidade HT (kg_{H_2}/t)

$\overline{FC}_{AL}$ - Média dos fatores de correlação para a unidade AL (kg_{H_2}/t)

Uma vez estabelecido o cálculo do caudal de alimentação à unidade produtora de hidrogénio, implementou-se a equação 54, na ferramenta, associada à unidade “HR”. A partir deste ponto, é possível desenvolver a equação de produção de vapor na unidade, em função do seu caudal, uma vez que, o *Planner* já consegue ir buscar o valor do caudal de alimentação da unidade HR.

Equação da reta de produção de vapor de 24 barg na unidade HR

Recorrendo ao *Aspen Process Data*, obtiveram-se os valores horários para o mês de junho, da produção de vapor de 24 barg e, do caudal de alimentação de gás natural à unidade HR.

Considere-se o seguinte modelo de regressão linear simples, resumido na tabela 3.8.

Tabela 3.8 Modelo de regressão linear simples
 HR_{vapor} vs v

Tipo de variável	Descrição		Unidades
Variável resposta, y	Produção de vapor de 24 barg na unidade HR	HR_{vapor}	kg/h
Variável independente, x_1	Caudal de alimentação de gás natural à unidade HR	C_{HR}	kg/h

À semelhança da análise estatística efetuada ao longo do procedimento deste trabalho, começou-se por obter a equação de regressão no *Minitab*, através da introdução dos valores horários de HR_{vapor} e C_{HR} .

Construiu-se o diagrama de dispersão entre as duas variáveis, com o intuito de compreender se existe uma relação linear entre elas.

Posteriormente, elaboraram-se os gráficos para análise de resíduos e validação dos pressupostos: Gráfico *P-P plot*, gráfico de resíduos versus valores ajustados e resíduos versus ordem temporal.

4 | Análise de resultados

4.1 Mapeamento das correntes processuais do sistema de utilidades consideradas no Modelo (*Engineer*) vs Ferramenta *Planner*

A tabela 4.1, apresenta o número total de correntes analisadas no modelo da Refinaria (*Engineer*) e, as correntes adicionadas ao *Planner*, para cada rede de utilidades (combustível, vapor, energia elétrica e água).

Tabela 4.1 Número total de correntes analisadas no modelo e adicionadas à ferramenta

Utilidade	Correntes existentes no modelo da Refinaria (<i>Engineer</i>)	Correntes adicionadas à ferramenta <i>Planner</i>
Combustível	50	5
Vapor	92	17
Energia Elétrica	34	7
Água	21	0
Total	197	29

Observou-se que a rede de vapor apresenta o número mais elevado de correntes processuais em falta. A análise do diagrama de *Pareto* (figura 4.1) para os consumos de vapor na Refinaria, permite constatar que as unidades FCC e HC impactam em mais de 60% no desempenho da ferramenta, para os cálculos dos consumos na rede desta utilidade. Considerando esta análise, a tabela 4.2 evidencia a extrema importância da inclusão dos consumos de vapor na ferramenta para as unidades FCC e HC.

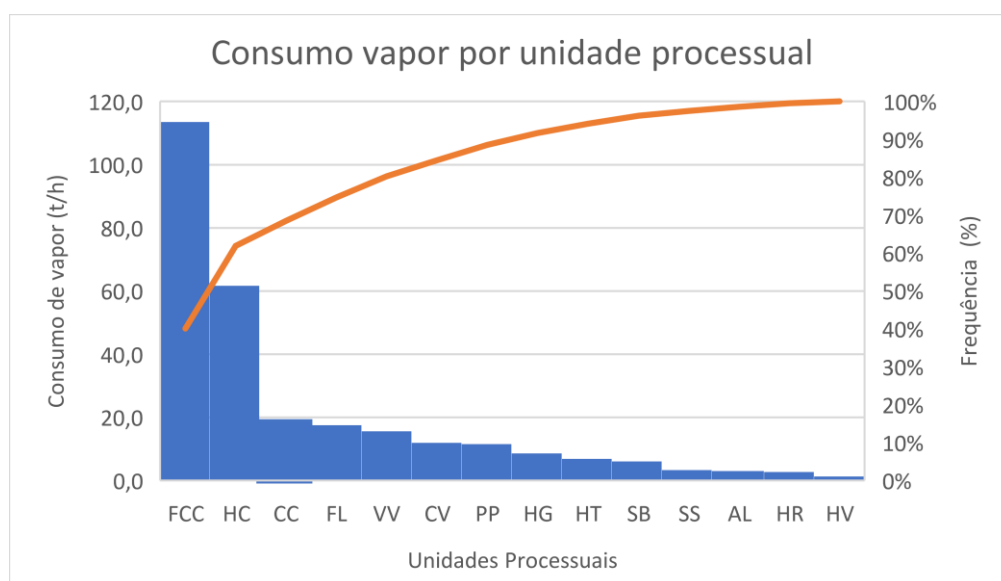


Figura 4.1 Diagrama de *Pareto* para o consumo de vapor nas unidades processuais

Tabela 4.2 Quantidade de vapor consumido não considerado na ferramenta

Consumos de vapor não contabilizados pela ferramenta <i>Planner</i>	
Unidade	Consumo por unidade (t/h)
FCC	52,24
FL	17,60
HC	14,96
Total	84,80

O diagrama de *Pareto* representado na figura 4.2, confere que as unidades FCC e HC impactam em cerca de 70% do desempenho da ferramenta, ao calcular as produções para a rede de vapor.

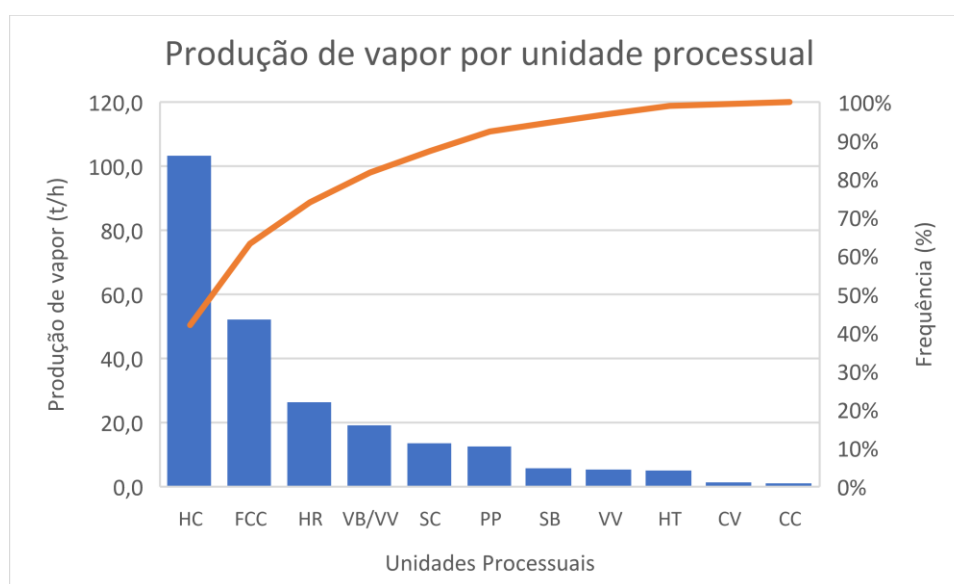


Figura 4.2 Diagrama de *Pareto* para a produção de vapor nas unidades processuais

Tabela 4.3 Quantidade de vapor produzido não considerado na ferramenta

Produções de vapor não contabilizadas pela ferramenta <i>Planner</i>	
Unidade	Produção por unidade (t/h)
VV/VB	19,16
SS	0,38
HT	5,10
Total	24,66

4.2. Atualização das equações de consumo e produção de utilidades nas unidades processuais

4.2.1. Unidade de Destilação Atmosférica:

Consumo de combustível nos fornos da CC

Os modelos de regressão linear múltipla que representam a relação entre a variável dependente, Consumo_{Comb} , e as variáveis independentes, C_{Forno} e T_{Forno} , são dados pelas equações 59 e 60.

$$\text{Consumo}_{Comb} = 5924 + 6,08(C_{Forno}(VLS)) - 16,18(T_{Forno}(VLS)) \quad (59)$$

$$\text{Consumo}_{Comb} = 5418 + 5,82(C_{Forno}(RAT)) - 12,65(T_{Forno}(RAT \text{ BTE})) \quad (60)$$

Na tabela 4.4, a variável explicativa T_F , apresenta um coeficiente negativo, o que faz sentido, uma vez que o aumento da temperatura do caudal de alimentação, faz diminuir o consumo de combustível nos fornos. Ambas variáveis independentes, C_F e T_F , são significativas no modelo, uma vez que o p -value é inferior a 0,05 (nível de significância, $\alpha = 5\%$).

Tabela 4.4 Análise de regressão dos modelos VLS e RAT BTE

Modelo	Coeficientes					
	Termos	Coeficiente de regressão	Erro padrão	t_0	p -value	VIF
VLS	Constante	5924,00	215,00	27,60	0,00	
	C_F	6,08	0,08	73,46	0,00	1,00
	T_F	-16,18	0,77	-20,91	0,00	1,00
RAT BTE	Constante	5418,00	322,00	16,85	0,00	
	C_F	5,82	0,29	20,14	0,00	1,58
	T_F	-12,65	1,53	-8,27	0,00	1,58

Observando a tabela 4.5, conclui-se que tanto no modelo VLS, como no modelo RAT BTE, R^2 e $R^2_{ajus.}$ tomam valores aproximados, o que significa que a probabilidade de variáveis não significativas terem sido incluídas no modelo é muito reduzida.

Tabela 4.5 Coeficientes de determinação para os modelos VLS e RAT BTE

Modelo	Coeficientes de determinação	
	R^2	$R^2_{ajus.}$
VLS	0,8466	0,8463
RAT BTE	0,4966	0,4943

Estes valores permitem afirmar que 84,63% da variabilidade de Consumo_{Fuel} é explicada pelo modelo VLS e, 49,66% da variabilidade de Consumo_{Fuel} é explicada pelo modelo RAT BTE.

Tabela 4.6 ANOVA para os modelos VLS e RAT BTE

Modelo		Graus liberdade	Soma dos quadrados ajustada	Quadrados médios ajustados	F_0	$p\text{-value}$
VLS	Regressão	2	1351302313	675651156	2868,98	0,00
	C_F	1	1270708048	1270708048	5395,74	0,00
	T_F	1	102970443	102970441	437,24	0,00
	Erro residual	1040	244922255	235502		
	Total	1042	1596224568			
RAT BTE	Regressão	2	182181799	91090900	215,04	0,00
	C_F	1	171842758	171842758	405,67	0,00
	T_F	1	28942265	28942265	68,32	0,00
	Erro residual	436	184691401	423604		
	Total	438	366873200			

Pela análise do valor de significância do teste F ($p\text{-value}=0,00$), na tabela 4.6, concluímos que o modelo é altamente significativo.

Com o intuito de verificar se os modelos VLS e RAT BTE são válidos, de seguida é feita uma análise dos pressupostos da regressão linear múltipla.

- **Normalidade de resíduos**

A tendência observada nos dois gráficos (figuras 4.3 e 4.4), para curvar ligeiramente para baixo no lado esquerdo e ligeiramente para cima no lado direito, implica que as caudas de distribuição do erro são ligeiramente mais finas do que seria expectável numa distribuição normal, ou seja, os resíduos não são tão grandes, em valor absoluto, como o esperado. Ainda assim, os pontos não se afastam significativamente da diagonal, pelo que, pode concluir-se que os erros são normalmente distribuídos.

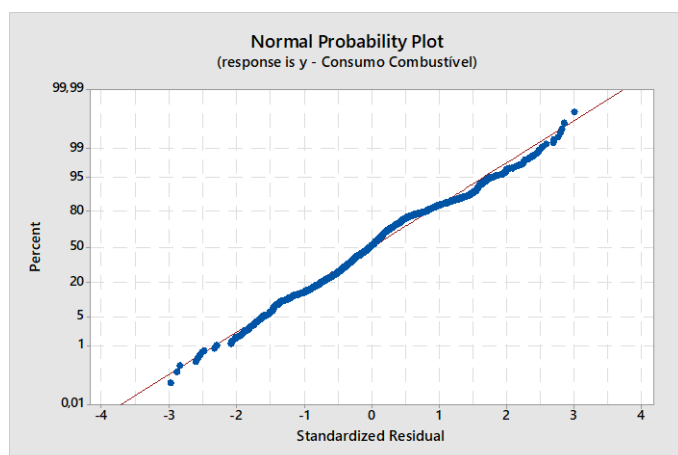


Figura 4.3 Gráfico $P\text{-}P$ plot para o modelo VLS

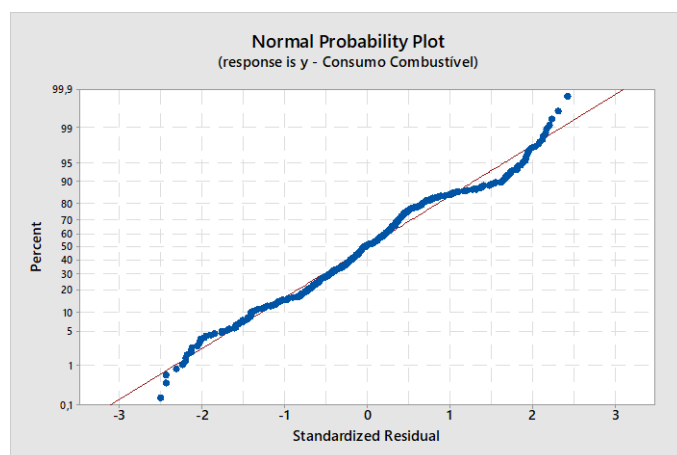


Figura 4.4 Gráfico $P\text{-}P$ plot para o modelo RAT BTE

- **Homoscedasticidade dos resíduos**

A partir da análise gráfica dos resíduos em função dos valores ajustados, é possível verificar que os resíduos se distribuem aleatoriamente em torno da reta $y = 0$. Conclui-se assim que os resíduos são homoscedásticos e os erros assumem variância constante.

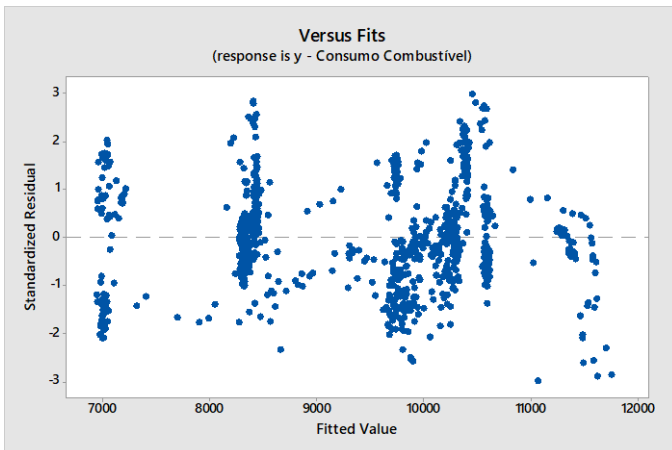


Figura 4.5 Resíduos versus valores ajustados no modelo VLS

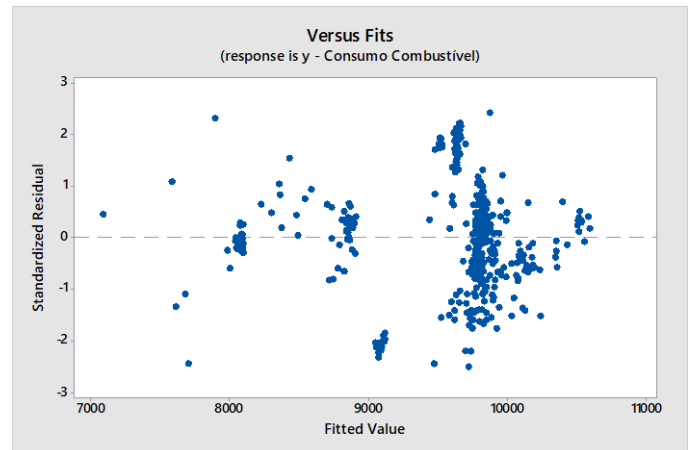


Figura 4.6 Resíduos versus valores ajustados no modelo RAT BTE

- **Autocorrelação dos resíduos**

Através das figuras 4.6 e 4.7, constata-se que os resíduos têm tendência a ter sequências positivas e negativas, concluindo que a suposição de independência dos erros foi violada. Tal como referido na bibliografia, a autocorrelação dos resíduos, quando dipostos por ordem temporal, é muito comum. Neste caso, poder-se-á sugerir que as previsões dos modelos têm, de modo geral, intervalos de previsão maiores do que o necessário [38].

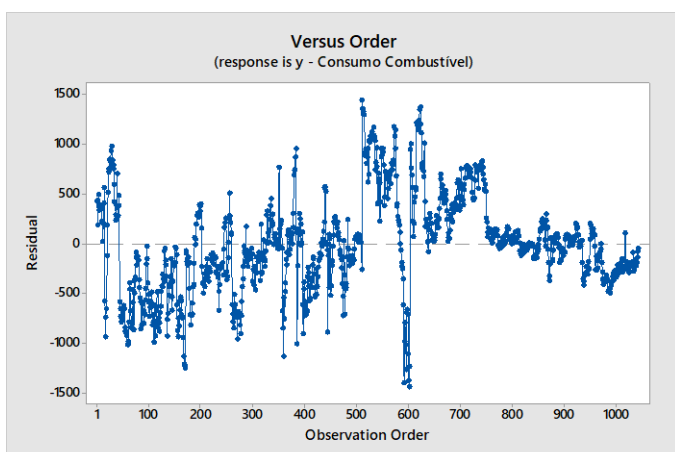


Figura 4.7 Resíduos versus ordem de observação no modelo VLS

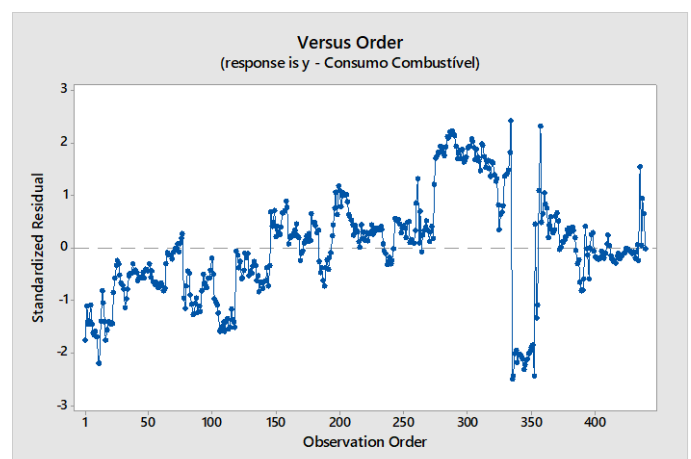


Figura 4.8 Resíduos versus ordem de observação no modelo RAT BTE

- **Ausência de colinearidade**

Através da tabela 4.4, é possível confirmar que $VIF < 5$, para os dois modelos. Conclui-se que não existem problemas de colinearidade e, como tal, C_F e T_F não estão correlacionadas.

Pode concluir-se que, os modelos estimados para a previsão do consumo de combustível, em função de C_F e T_F , são válidos e adequados, descrevendo de forma aceitável, o comportamento real do sistema.

4.2.2 Unidade de Vácuo I (CV)

Atualização da equação de produção de vapor de 10,5 barg

O modelo estimado em função do caudal de alimentação é dado pela equação 61:

$$\text{Produção vapor}_{CV} = 1539 + 6,80(C_{CV}) \quad (61)$$

De acordo com o diagrama de dispersão (figura 4.9), sugere-se a inexistência de uma relação linear entre a variável resposta e a variável independente, C_{CV} . Desta forma, não se desenvolveu a equação em função da variável independente C_{CV} .

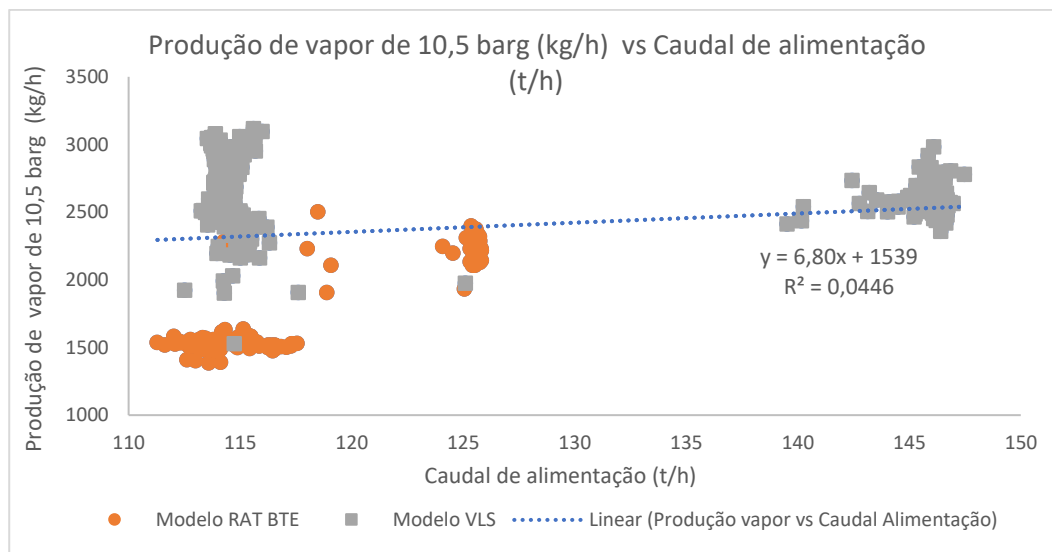


Figura 4.9 Diagrama de dispersão produção de vapor na unidade CV versus C_{CV}

O modelo estimado para a produção de vapor na unidade de vácuo I, em função da temperatura do caudal de alimentação, T_{CV} , é descrito através da equação 62:

$$\text{Produção vapor}_{CV} = 1024,10 + 5,35(T_{CV}) \quad (62)$$

De acordo com a observação do diagrama de dispersão (Figura 4.10), verifica-se que existe uma relação linear entre Produção vapor_{CV} e T_{CV} e que, as duas variáveis tendem a variar no mesmo sentido, o que significa que o aumento da variável independente, T_{CV}, provoca um aumento da variável dependente, Produção vapor_{CV}. Esta observação é confirmada pelo valor positivo do coeficiente β_1 na tabela 4.7.

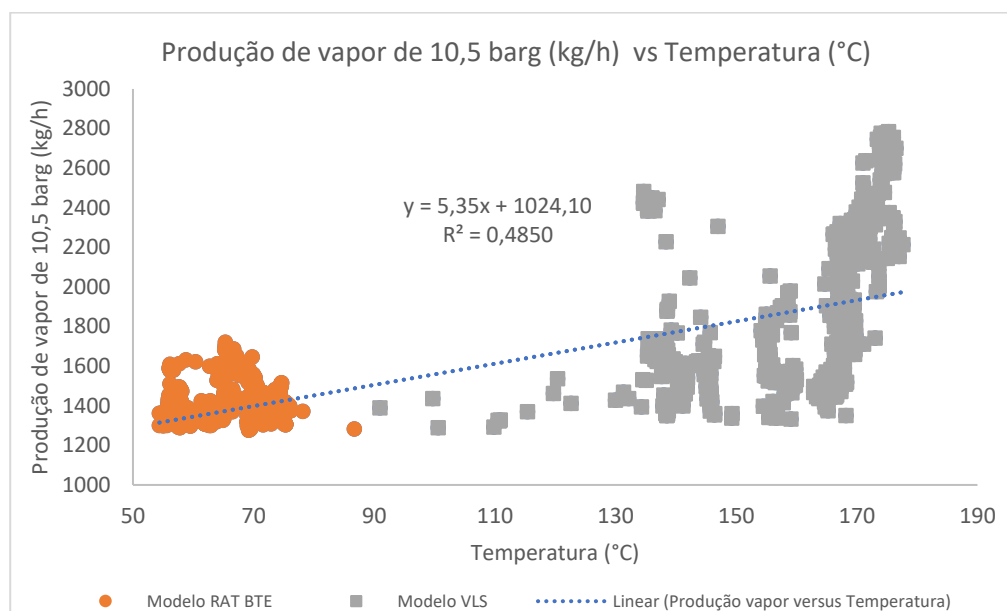


Figura 4.10 Diagrama de dispersão produção de vapor versus T_{CV}

Tabela 4.7 Análise de regressão do modelo estimado para a produção na unidade CV, em função de T_{CV}

Coeficientes					
Termos	Coeficiente de regressão	Erro padrão	t ₀	p-vau	VIF
Constante	1024,10	17,70	57,73	0,00	
T _{CV}	5,35	0,14	37,04	0,00	1,00

O coeficiente de regressão β_1 (5,34), é dado pelo teste *t-student* ao qual está associado um valor de significância de 0,00 (<0,05). Desta forma, rejeita-se a hipótese $H_0: \beta_1 = 0$, o que significa que a variável T_{CV} influencia significativamente o modelo.

Uma vez que o valor de referência é o coeficiente de correlação ajustado, podemos afirmar que 48,46% da variabilidade da variável dependente Produção vapor_{CV} é explicada pela variável independente T_{CV}, sendo a restante variabilidade é explicada por fatores não incluídos no modelo.

Tabela 4.8 Coeficientes de determinação para o modelo linear Produção vapor_{CV} vs T_{CV}

Coeficientes de determinação	
R ²	R ² _{ajus.}
48,50	48,46

Para efetuar a análise de variância do modelo, recorreu-se ao teste F que tem associado o p -value de 0,00. De acordo com o seu valor, rejeitamos $H_0: \beta_1 = 0$, pelo que podemos dizer que o modelo é significativo.

Tabela 4.9 ANOVA para o modelo estimado para a produção na unidade CV, em função de T_{CV}

	Graus liberdade	Soma dos quadrados ajustada	Quadrados médios ajustados	F_o	p-value
Regressão	1	99168214	99168214	1372,12	0,000
Erro	1457	105302795	72274		
Total	1458	204471009			

São a seguir apresentados os gráficos obtidos para a validação dos pressupostos.

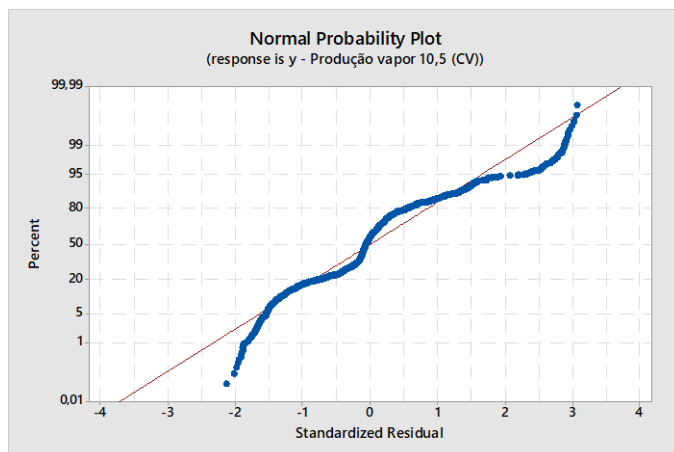


Figura 4.11 Gráfico P-P plot para o modelo linear Produção vapor_{CV} vs T_{CV}

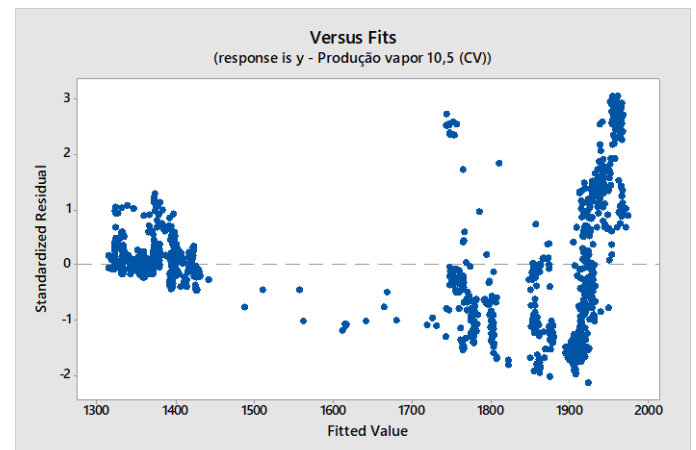


Figura 4.12 Resíduos versus valores ajustados para o modelo linear Produção vapor_{CV} vs T_{CV}

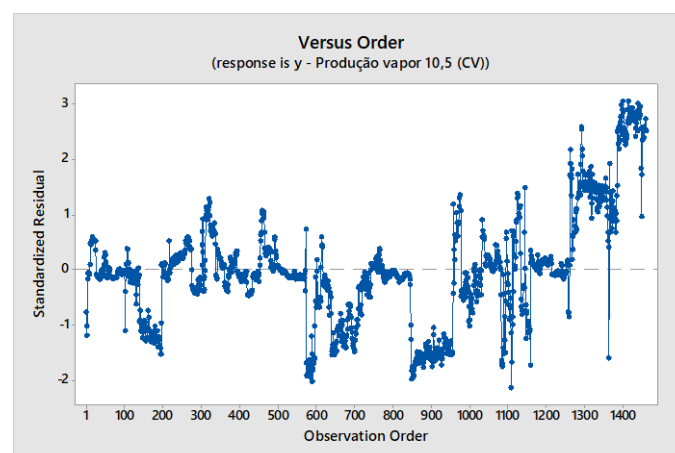


Figura 4.13 Resíduos versus valores por ordem de observação para o modelo linear Produção vapor_{CV} vs T_{CV}

O gráfico de probabilidade normal de resíduos, apresentado na figura 4.11, indica um afastamento dos pontos em relação à diagonal, perto das extremidades. Ainda assim, não se observa um afastamento sistemático, pelo que pode considerar-se que o erro segue uma distribuição normal. Esta conclusão é suportada pela significância ao teste F (tabela 4.9).

O gráfico 4.12 sugere aleatoriedade na distribuição dos pontos em torno da reta. Conclui-se que os erros assumem variância constante.

A figura 4.13, remete para a invalidação do pressuposto de independência dos resíduos, onde as previsões dos modelos podem assumir intervalos de previsão maiores do que o necessário.

Após a validação dos pressupostos para o modelo que prevê a produção de vapor de 10,5 barg na unidade de vácuo I, em função temperatura do caudal de alimentação à unidade, conclui-se que o modelo é adequado e descritivo do perfil de produção de 10,5 barg na unidade CV.

4.2.3. Unidade de Vácuo II (VV)

Atualização da equação de produção de vapor de 24 barg

As expressões matemáticas que preveem a produção de vapor de 24 barg na unidade VV, em função de C_{VV} e T_{VV} , são, respetivamente:

$$\text{Modelo 1: Produção vapor}_{VV} = -34,06 + 0,15(C_{VV}) \quad (63)$$

$$\text{Modelo 2: Produção vapor}_{VV} = 2,30 + 0,04(T_{VV}) \quad (64)$$

A análise dos diagramas de dispersão sugere que ambas variáveis independentes, C_{VV} e T_{VV} , possuem uma relação linearmente forte com a variável resposta.

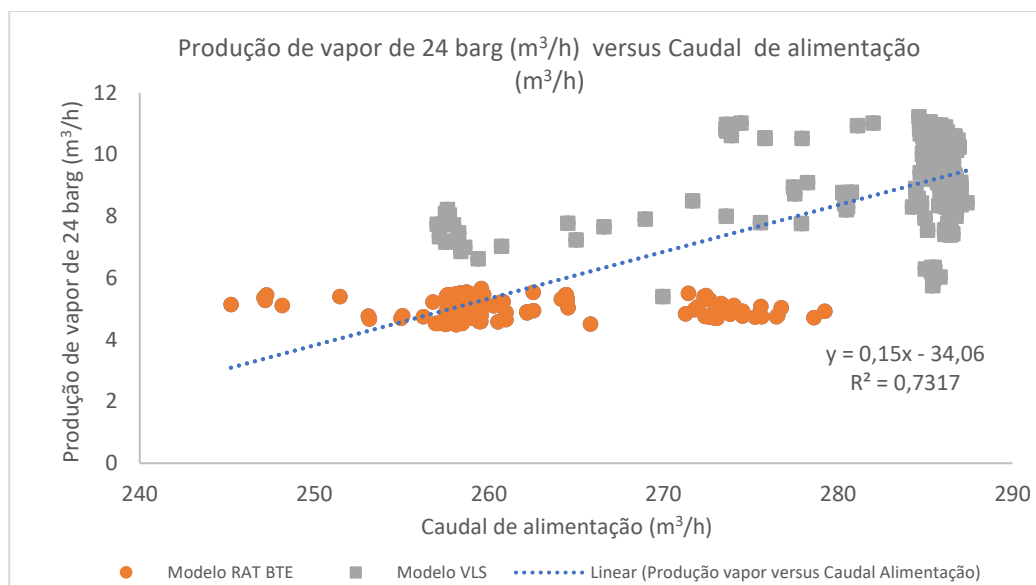


Figura 4.147 Diagrama de dispersão produção de vapor na unidade VV versus C_{VV}

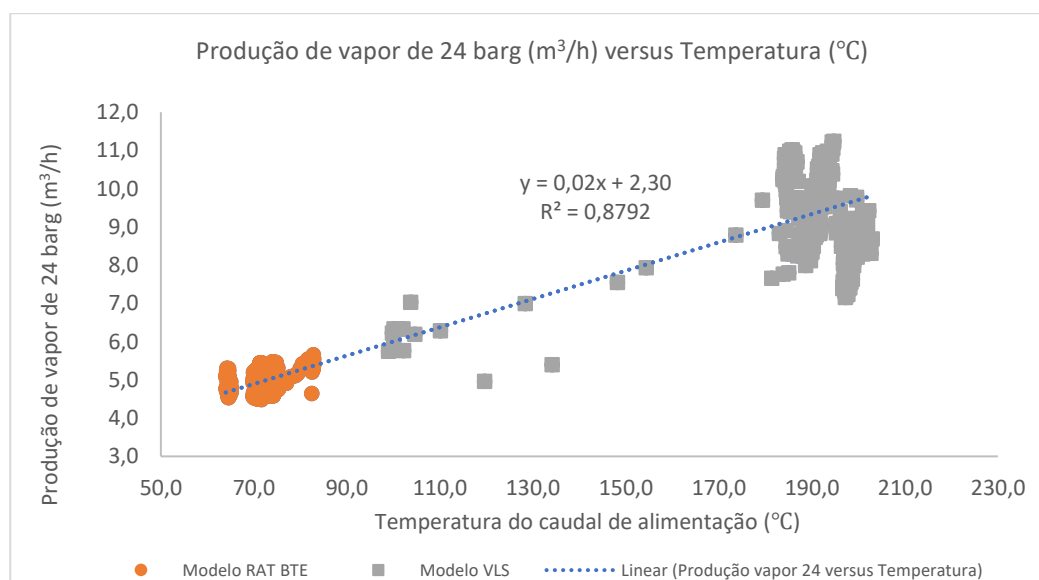


Figura 4.15 Diagrama de dispersão produção de vapor na unidade VV versus T_{VV}

Tabela 4.10 Análise de regressão dos modelos 1 e 2 na unidade VV

Modelo	Coeficientes					
	Termos	Coeficiente de regressão	Erro padrão	t_0	p -value	VIF
1	Constante	-34,06	0,98	-34,84	0,00	
	C_{VV}	0,15	0,00	42,43	0,00	1,00
2	Constante	2,30	0,08	28,93	0,00	
	T_{VV}	0,04	0,00	69,73	0,00	1,00

Na análise de regressão (tabela 4.10), o teste estatístico de *t-student* mostra que β_1 , tem valor de significância de 0,00 para os dois modelos, o que é menor que o 0,05. A rejeição da

hipótese $H_0: \beta_1 = 0$, implica que as duas variáveis contribuem significativamente para o modelo.

Na tabela 4.11, analisando os coeficientes de determinação, conclui-se que a variável independente T_{VV} , é mais explicativa para a variabilidade da variável resposta, do que a variável C_{VV} .

Tabela 4.11 Coeficientes de determinação para os modelos 1 e 2 dos modelos 1 e 2 na unidade VV

Modelo	Coeficientes de determinação	
	R^2	$R^2_{ajus.}$
1	73,17	73,13
2	87,92	87,9

O modelo de regressão é altamente significativo do processo, para as duas variáveis independentes em comparação.

Tabela 4.12 ANOVA para os modelos 1 e 2 na unidade VV

Modelo		Graus liberdade	Soma dos quadrados ajustada	Quadrados médios ajustados	F_0	$p\text{-value}$
1	Regressão	1	2615,9	2615,87	1800,36	0,00
	Erro	660	959	1,45		
	Total	661	3574,8			
2	Regressão	1	3224,1	3224,1	4861,98	0,00
	Erro	668	442,97	0,66		
	Total	669	3667,07			

Os gráficos obtidos para a análise de resíduos são a seguir representados.

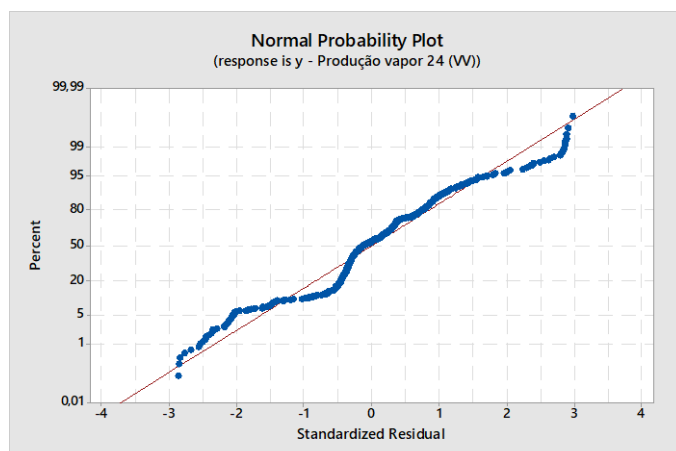


Figura 4.16 Gráfico P-P plot para o modelo 1 (VV)

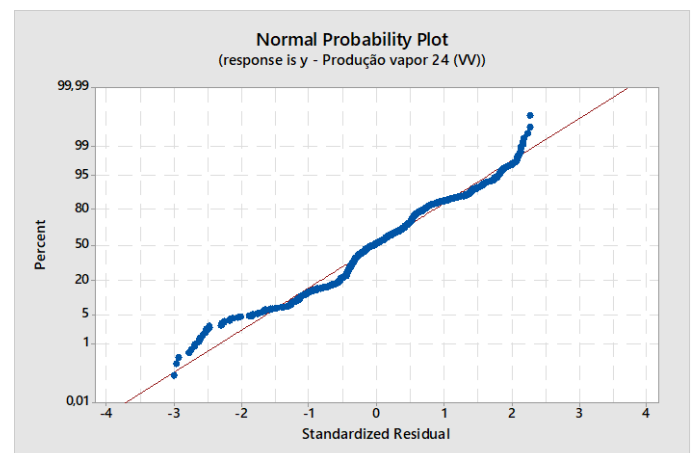


Figura 4.17 Gráfico P-P plot para o modelo 2 (VV)

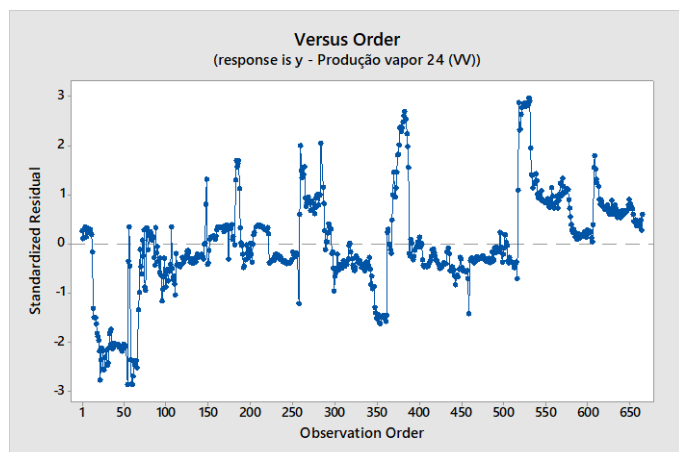


Figura 4.20 Gráfico resíduos vs ordem de observação no modelo 1 (VV)

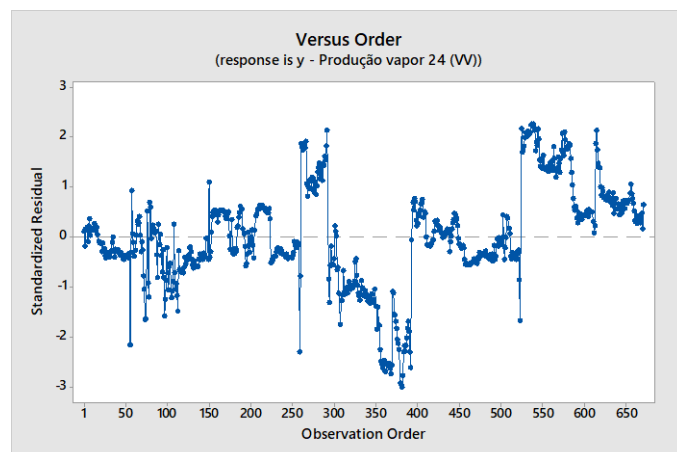


Figura 4.21 Gráfico resíduos vs ordem de observação no modelo 2 (VV)

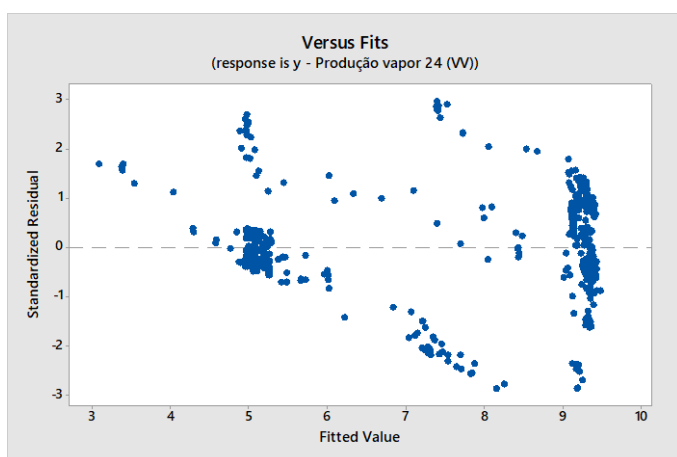


Figura 4.18 Gráfico resíduos vs valores ajustados no modelo 1 (VV)

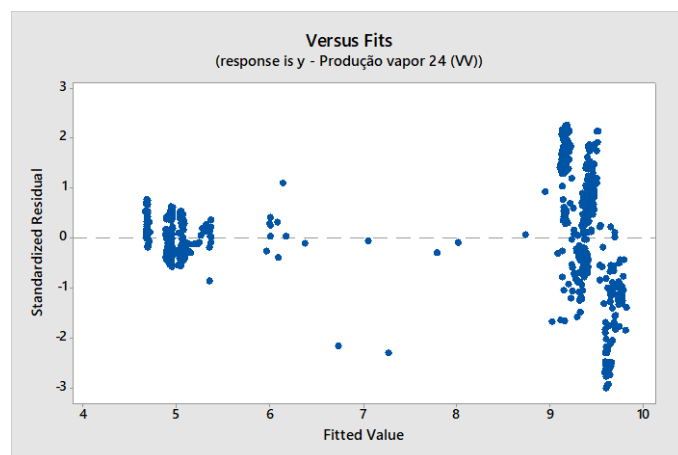


Figura 4.19 Gráfico resíduos vs valores ajustados no modelo 2 (VV)

Tabela 4.13 Análise dos resíduos para validação dos pressupostos dos modelos 1 e 2 da unidade VV

Pressuposto	Gráficos	Análise gráfica
Suposição de Normalidade	P-P plot (figuras 4.16 e 4.17)	Os gráficos <i>P-P plot</i> sugerem uma distribuição normal dos erros para os dois modelos. Ainda assim, o modelo 2 apresenta uma distribuição mais normal do que o modelo 1.
Homoscedasticidade	Resíduos vs Valores ajustados (figuras 4.18 e 4.19)	Sugerem aleatoriedade da distribuição dos pontos em torno de $y=0$, assim, os erros têm variância desconhecida, mas constante.
Independência dos Erros	Resíduos vs Ordem de observação (figuras 4.20 e 4.21)	Os erros são correlacionados entre si.

Após a análise dos dois modelos, conclui-se que o modelo 2 é o mais explicativo para o processo em estudo e como tal, será o modelo selecionado para ser inserido na ferramenta. Duas considerações que se destacam para esta conclusão são:

- O gráfico *P-P plot* do modelo 2, apresenta uma distribuição dos erros mais normal, comparativamente com o modelo 1;
- $R^2_{ajus.}$ (modelo 2) > $R^2_{ajus.}$ (modelo 1), o que sugere que o modelo 2 explica melhor a variabilidade da variável resposta (produção de vapor), do que o modelo 1.

4.2.4. Unidade *Visbreaker* (VB)

Atualização da equação de produção de vapor de 24 e 10,5 barg

A produção de vapor na unidade VB foi descrita pelas equações 65 e 66.

$$\text{Produção vapor 24 }_{VB} = 4,35 + 0,06(T_{VV}) \quad (65)$$

$$\text{Produção vapor 10,5 }_{VB} = 5,27 + 0,08(T_{VV}) \quad (66)$$

Os gráficos de dispersão, descrevem uma relação linear consistente entre a temperatura e a produção de vapor de 24 barg e 10,5 barg.

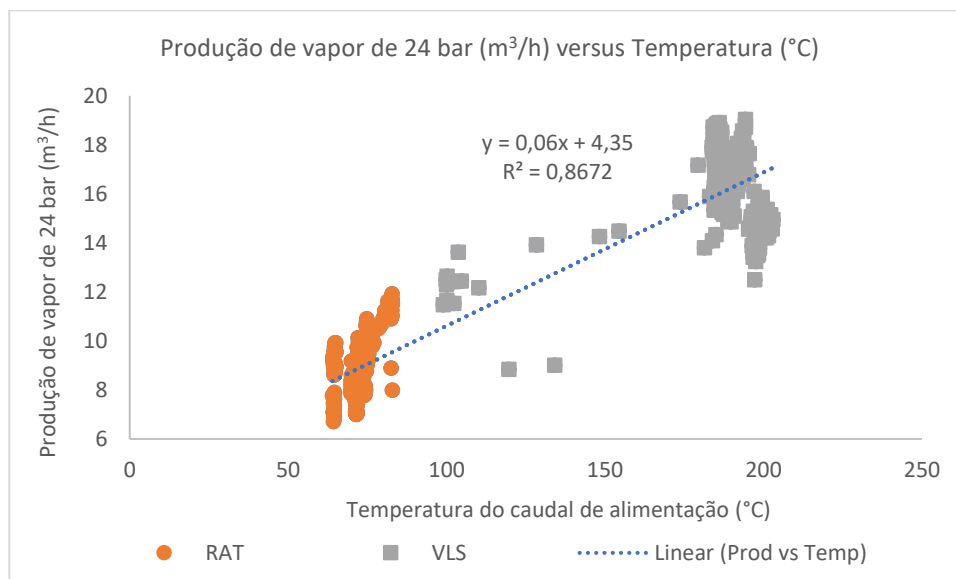


Figura 4.228 Gráfico de dispersão modelo 2 (24 barg) versus T_{VV}

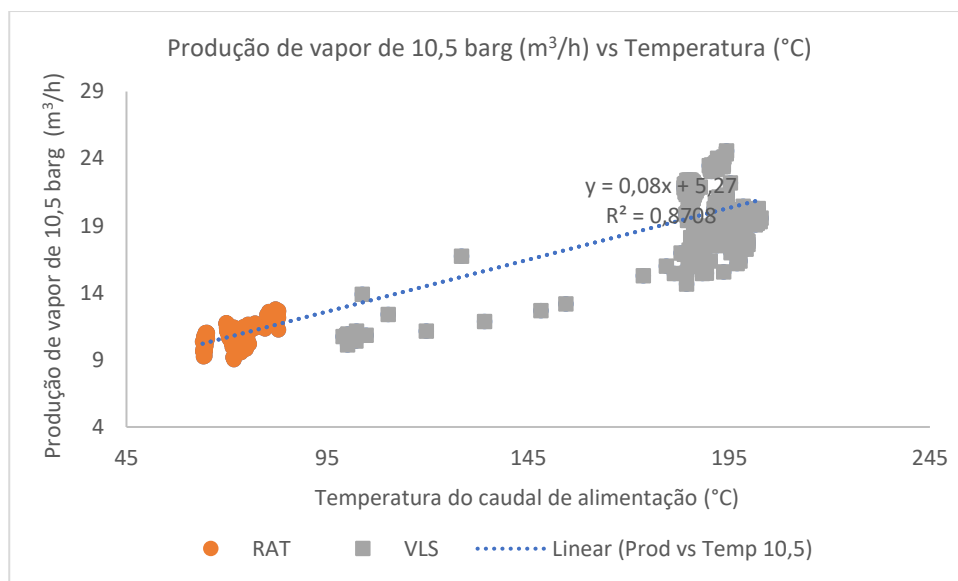


Figura 4.23 Gráfico de dispersão modelo 1 (10,5 barg) versus T_{VV}

Seguindo a mesma linha de raciocínio feita ao longo da análise estatística para os modelos anteriores, conclui-se que variável T_{VV} é significativa para os dois modelos.

Tabela 4.14 Análise de regressão dos modelos de regressão 1 (24 barg) e 2 (10,5 barg)

Modelo	Coeficientes					
	Termos	Coeficiente de regressão	Erro padrão	t_0	p -value	VIF
1 (24 barg)	Constante	4,35	0,14	30,65	0,00	
	T_{VB}	0,06	0,00	66,14	0,00	1,00
2 (10,5 barg)	Constante	5,27	0,17	30,55	0,00	
	T_{VB}	0,08	0,00	67,15	0,00	1,00

A tabela 4.15 evidencia que $R^2 \cong R^2_{ajus.}$, o que significa que a temperatura é útil na explicação de mais de 80% da variabilidade da produção de vapor nos dois modelos.

Tabela 4.15 Coeficientes de determinação para os modelos 1 e 2

Modelo	Coeficientes de determinação	
	R^2	$R^2_{ajus.}$
1 (24 barg)	86,72	86,7
2 (10,5 barg)	87,08	87,06

A análise de variância providenciada pela tabela 4.16, clarifica a significância dos dois modelos de regressão.

Tabela 4.16 ANOVA para os modelos 1 e 2 para a produção de vapor de 24 e 10,5 barg no *Visbreaker*

Modelo		Graus liberdade	Soma dos quadrados ajustada	Quadrados médios ajustados	F_0	p -value
1	Regressão	1	9247,80	9247,76	4374,08	0,00
	Erro	670	1416,50	2,11		
	Total	671	10664,30			
2	Regressão	1	14049,20	14049,20	77,13	0,00
	Erro	669	2084,40	3,10		
	Total	670	16133,60			

A seguir, é efetua a análise aos gráficos de resíduos e respectivas conclusões para a adequação dos dois modelos.

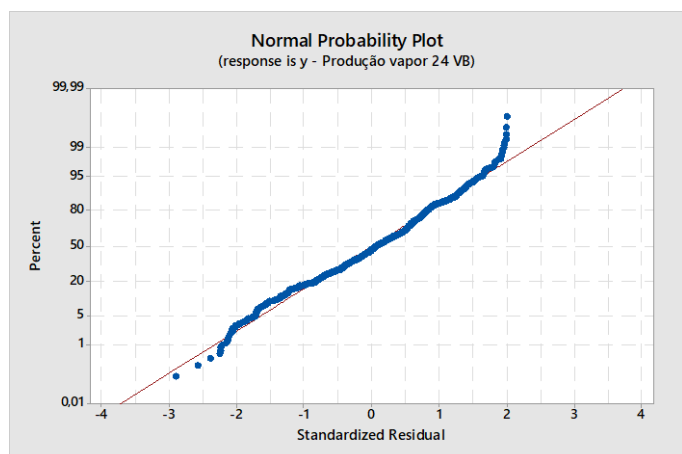


Figura 4.24 P-P plot para o modelo 1 (VB)

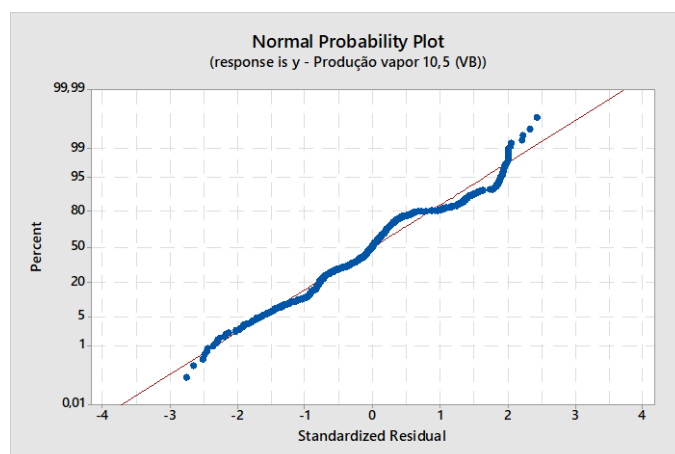


Figura 4.25 P-P plot para o modelo 2 (VB)

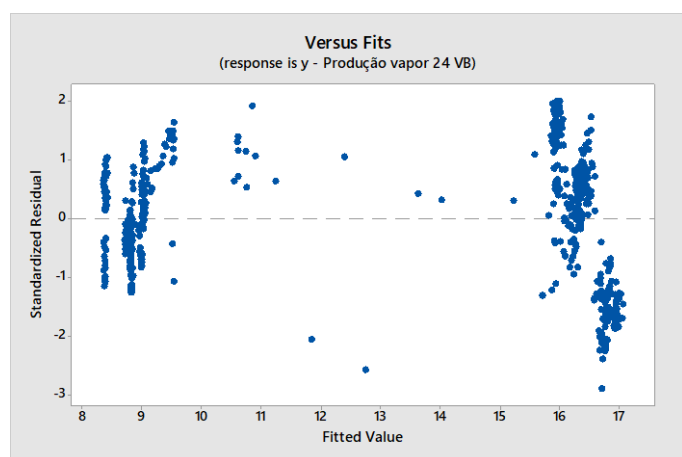


Figura 4.26 Gráfico resíduos versus valores ajustados no modelo 1 (VB)

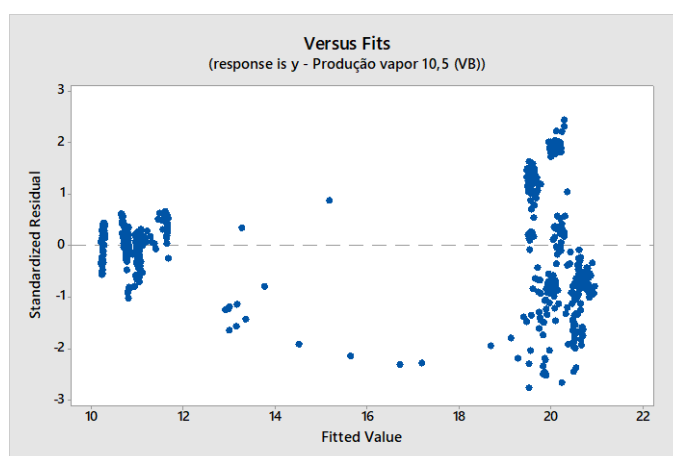


Figura 4.27 Gráfico resíduos versus valores ajustados no modelo 2 (VB)

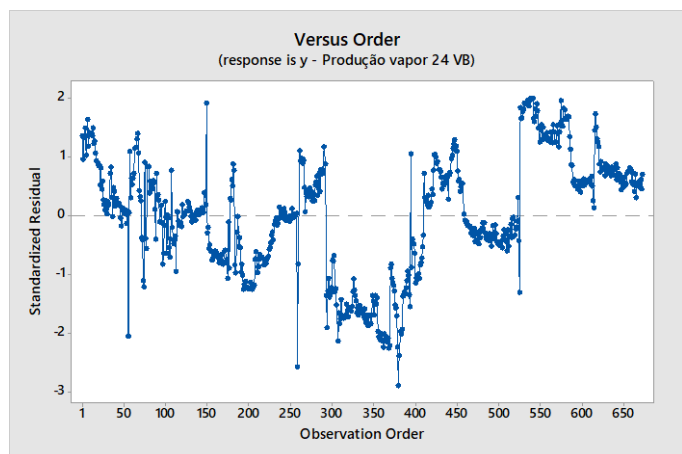


Figura 4.28 Gráfico resíduos versus ordem de observação no modelo 1 (VB)

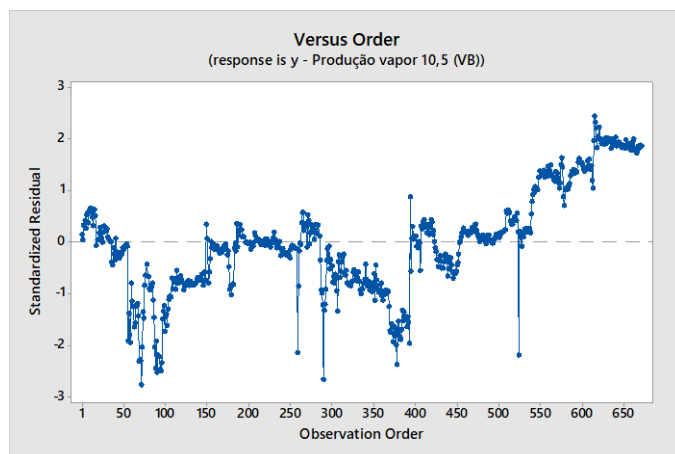


Figura 4.29 Gráfico resíduos versus ordem de observação no modelo 2 (VB)

Através da tabela 4.17, conclui-se que os dois modelos estimados são válidos e adequados para a descrição do processo de produção de vapor de 10,5 e 24 barg na unidade *Visbreaker*, em função da temperatura do caudal de alimentação à unidade.

Tabela 4.17 Análise dos gráficos de resíduos para os modelos 1 e 2 da unidade VB

Pressuposto	Gráficos	Análise gráfica
Suposição de Normalidade	<i>P-P plot</i> (figuras 4.24 e 4.25)	Em ambos modelos é sugerida a distribuição normal dos erros.
Homoscedasticidade	Resíduos vs Valores ajustados (figuras 4.26 e 4.27)	A variância dos erros é constante, devido à disposição aleatória dos pontos nos dois gráficos.
Independência dos Erros	Resíduos vs Ordem de observação (figuras 4.28 e 4.29)	Existe correlação entre os resíduos observados. Desta forma, os erros não são independentes.

Após a análise de resultados e respectivas conclusões para o desenvolvimento das equações de consumo e produção das unidades CC, CV, VV e VB, foi possível introduzir as equações no *Planner*. A tabela 4.18 resume os modelos considerados, para cada unidade.

Tabela 4.18 Equações desenvolvidas e inseridas na ferramenta *Planner*

Unidade	Consumo/ Produção	Utilidade	Equação
Unidade de destilação atmosférica	Consumo (VLS)	Combustível	$\text{Consumo}_{Comb} = 5924 + 6,08(C_{Forno}(VLS)) - 16,18(T_{Forno}(VLS))$
Unidade de destilação atmosférica	Consumo (RAT BTE)	Combustível	$\text{Consumo}_{Comb} = 5418 + 5,82(C_{Forno}(RAT)) - 12,65(T_{Forno}(RAT))$
Unidade de Vácuo I	Produção	Vapor de 10,5 barg	$\text{Produção vapor}_{CV} = 1024,10 + 5,35(T_{CV})$
Unidade de Vácuo II	Produção	Vapor de 24 barg	$\text{Produção vapor}_{VV} = 2,30 + 0,04(T_{VV})$
Unidade Visbreaker	Produção	Vapor 24 barg (modelo 1)	$\text{Produção vapor } 24_{VB} = 4,35 + 0,06(T_{VV})$
Unidade Visbreaker	Produção	Vapor 10,5 barg (modelo 2)	$\text{Produção vapor } 10,5_{VB} = 5,27 + 0,08(T_{VV})$

4.3. Implementação da unidade HR na ferramenta desenvolvimento da respetiva equação de produção de vapor

A média dos fatores que correlacionam o consumo específico de hidrogénio por tonelada de caudal de alimentação a cada unidade, é apresentada na tabela 4.19.

Tabela 4.19 Fatores de correlação obtidos para cada unidade processual

Unidade	Fator
	kg H ₂ /t
HC	27,3
HG	7,6
HT	1,1
AL	2,2

Assim, é possível escrever a equação do caudal de alimentação à unidade HR, em função dos consumos de hidrogénio das unidades processuais, através da equação 64.

$$C_{HR} = (0,92 \cdot 27,3 \cdot C_{HC}) + (0,88 \cdot 7,6 \cdot C_{HG}) + (0,74 \cdot 11 \cdot C_{HT_{HT}}) + (0,59 \cdot 2,2 \cdot C_{AL}) + H_{Indorama} - H_{ROG\ PSA} \quad (67)$$

Onde,

$$H_{Indorama} = 30 \text{ kg/h}$$

$$H_{ROG\ PSA} = 2000 \text{ kg/h}$$

A equação de regressão que descreve o comportamento da produção de vapor de 24 barg, em função do caudal de alimentação, é dada por:

$$HR_{Vapor} = 2851 + 1,6310(C_{HR}) \quad (68)$$

O diagrama de dispersão indica que existe uma estreita relação linear entre a produção de vapor e o caudal de alimentação.

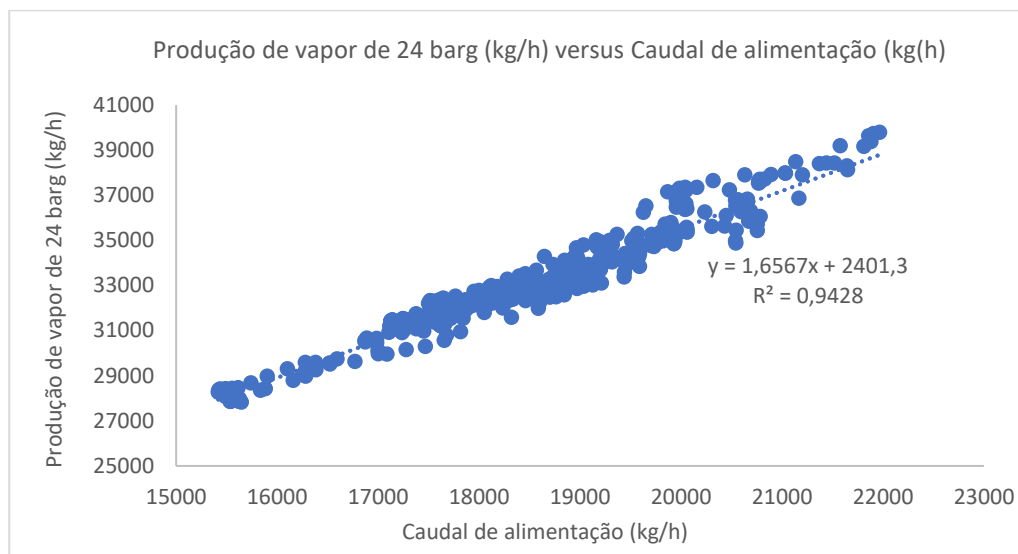


Figura 4.30 Gráfico de dispersão de produção de vapor em HR versus caudal de alimentação

Uma vez verificada a relação de linearidade, analisou-se o sumário do modelo e respetiva variância.

Através da análise de regressão, os coeficientes de regressão são positivos, sugerido a significância da variável C_{HR} no modelo. Esta observação pode ser apoiada pelos valores extremamente próximos entre os coeficientes de determinação.

Tabela 4.20 Análise de regressão para o modelo de regressão HR_{Vapor} vs C_{HR}

Coeficientes					
Termos	Coeficiente de regressão	Erro padrão	t_0	p -value	VIF
Constante	2401,00	282,00	8,50	0,00	
C_{HR}	1,6567	0,0152	108,79	0,00	1,00

O caudal de alimentação à unidade HR, explica 95,10% da variabilidade na resposta ao processo.

Tabela 4.20 Coeficientes de determinação para o modelo de regressão HR_{Vapor} vs C_{HR}

Coeficientes de determinação	
R^2	$R^2_{ajus.}$
94,28	94,27

Ao observar a tabela 4.22, pelo valor de significância do teste F (0,00) concluímos que o modelo é altamente significativo.

Tabela 4.22 ANOVA para o modelo de regressão HR_{vapor} vs C_{HR}

	Graus liberdade	Soma dos quadrados ajustada	Quadrados médios ajustados	F_0	p -value
Regressão	1	3040974131	3040974131	11836,06	0,00
Erro	718	184471822	256925		
Total	719	3225445953			

Por fim, consideraram-se os gráficos de resíduos, para a validação dos pressupostos do modelo.

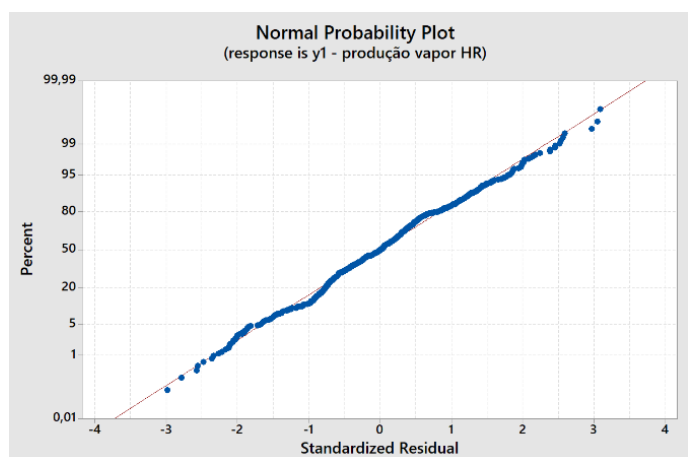


Figura 4.31 P-P plot para o modelo linear, HR_{vapor} vs C_{HR}

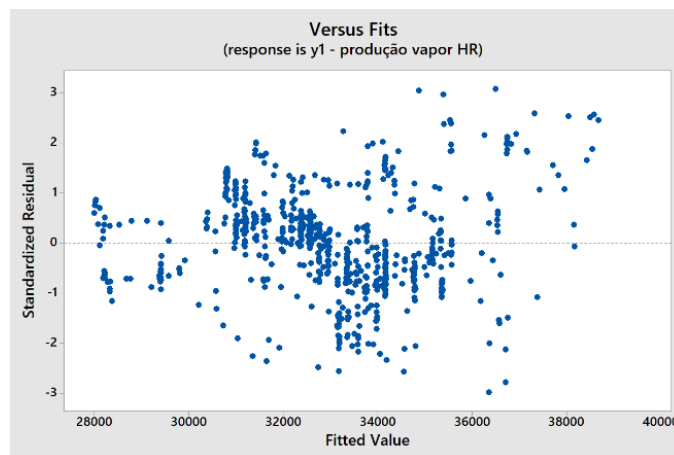


Figura 4.32 Resíduos vs valores ajustados para o modelo linear, HR_{vapor} vs C_{HR}

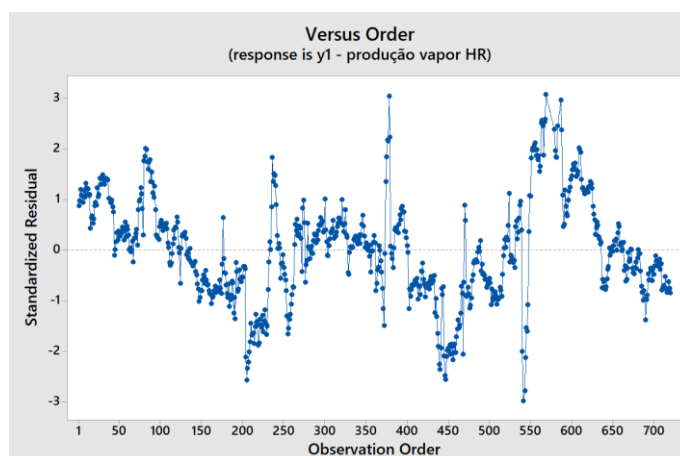


Figura 4.33 Resíduos vs ordem temporal para o modelo linear, HR_{vapor} vs C_{HR}

Seguindo o raciocínio efetuado para a averiguação dos pressupostos, ao longo do trabalho, considera-se que o erro segue uma distribuição normal, tem variância constante e os resíduos são correlacionados entre si, pelo mesmo motivo anteriormente referido.

De forma a testar o desempenho do *gPROMS Utilities Planner*, como ferramenta de previsão na gestão de utilidades, correram-se três casos operacionais reais da Refinaria de Sines e, comparou-se o *output* obtido pelo *Planner*, com os valores observados na realidade. Esta análise tem como foco a rede de vapor e a geração de energia elétrica.

O primeiro sub-capítulo, apresenta o problema de otimização considerado na ferramenta.

5.1 Problema de Otimização no *Planner*

O algoritmo de otimização utilizado pela ferramenta *gPROMS Utilities Planner*, é o algoritmo de aproximação externa com relaxamento de igualdade e penalidade aumentada (AE/RI/PA). O *Planner* corre problemas PNLIM não convexos, isto é, apresenta vários ótimos locais para o sistema de utilidades.

- **Função Objetivo**

A função objetivo é definida na ferramenta para minimizar o custo total de energia adquirida e emissões de CO₂ do sistema de utilidades, visando aumentar a eficiência energética.

- **Variáveis de decisão**

Na ferramenta, é possível definir 71 variáveis de decisão. Consideram-se as variáveis de decisão relativas aos produtores de vapor de 80 barg (caldeiras da cogeração e caldeiras convencionais) e aos consumidores de vapor de 80 barg, os turbogeradores, onde é possível definir a sua carga máxima e mínima e, se o equipamento está ligado, desligado ou disponível (variáveis de decisão contínuas e binárias). A opção de disponibilidade, deixa ao critério do algoritmo, decidir qual o *status* ótimo do equipamento, para o cenário operacional estabelecido.

As cargas mínimas e máximas das caldeiras, turbinas e turbogeradores são apresentadas na Tabela 5.1.

Tabela 5.1 Capacidades máxima e mínima para as caldeiras e turbogeradores

	TG5	TG2	TG3/TG4	BF2/B4	BR1/BR2
Capacidade mínima (t/h)	140	140	95	100	125
Capacidade máxima (t/h)	45	45	35	20	105

As turbinas de processo são variáveis de decisão binárias, sendo possível indicar se estão ligadas, desligadas ou disponíveis.

As restantes variáveis de decisão contínuas, consideram caudais volumétricos ou níveis de pressão das correntes processuais.

Na Refinaria de Sines, os turbogeradores produzem condensado para geração de energia elétrica. Atualmente, apenas o TG4 se encontra a produzir vapor para condensar. Os preços do gás natural e da eletricidade, têm influência na decisão da ferramenta, entre condensar mais vapor ou importar energia elétrica. Os preços são introduzidos manualmente na ferramenta, em "*Model Specifications*".

- Restrições

As 23 restrições do modelo, foram configuradas pela PSE, entre elas, definiu-se que o caudal volumétrico de gás natural que alimenta a cogeração, não pode ultrapassar os $30\,000\text{ m}^3/\text{h}$.

5.2. Caso Prático I: Regime VLS

O primeiro caso prático consistiu na otimização do sistema para um plano de produção VLS, em vigor na Refinaria de 15 a 25 de setembro.

Os preços considerados para o gás natural, propano, CO₂ e energia elétrica, são expostos na tabela 5.2.

Tabela 5.2 Preços considerados para o gás natural, propano, CO₂ e energia elétrica

Utilidade	Gás Natural (€/ton)	Propano (€/ton)	CO ₂ (€/ton)	Energia elétrica (€/MWh)
Preço	805,00	900,00	63,00	140,00

Através da sua interface, o *Planner* fornece o output das redes de utilidades, com especial foco na rede de vapor, como representado na figura 5.1.

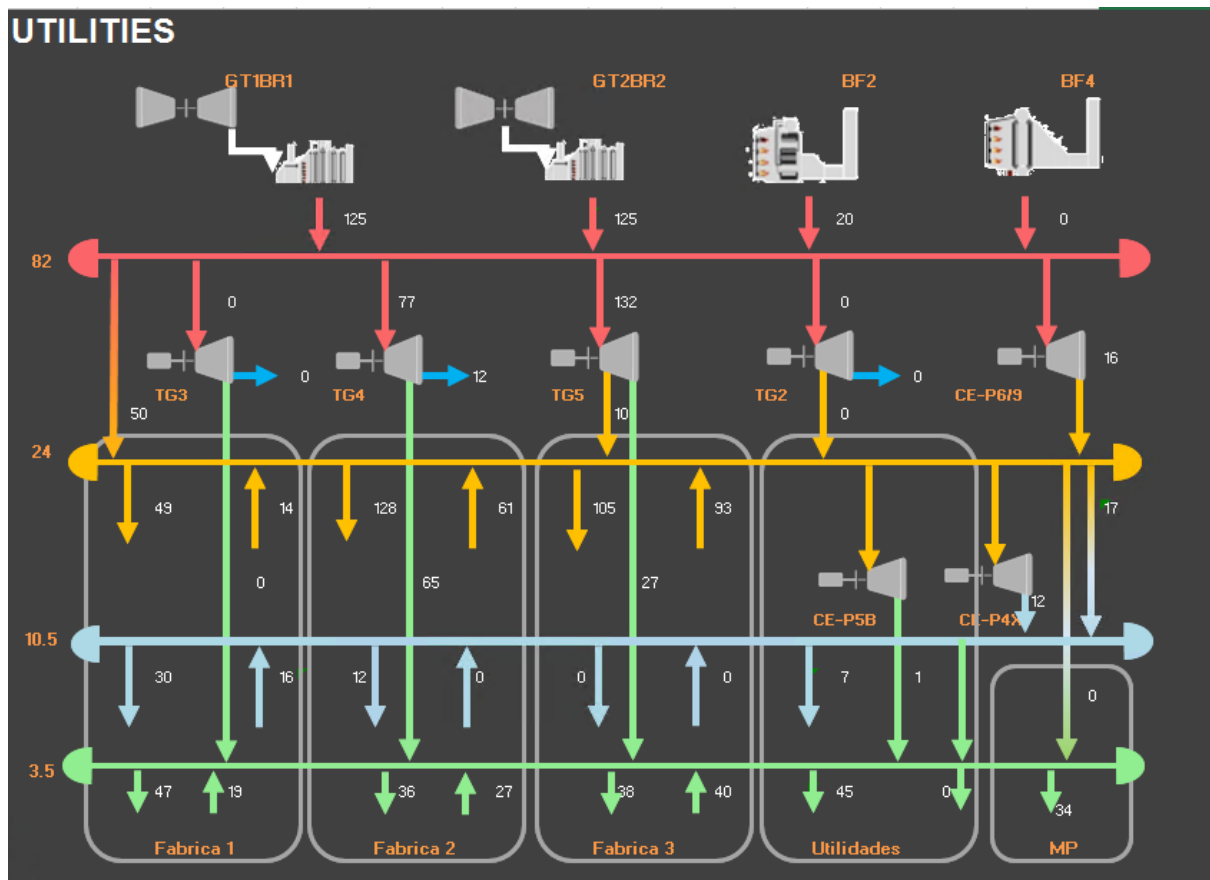


Figure 5.1 Output do *Planner* para o caso prático I

As tabelas 5.3 e 5.4 estabelecem a comparação entre o *output* fornecido pelo *Planner* e os valores verificados na realidade.

Tabela 5.3 Output relativo à produção na rede de vapor fornecido pelo *Planner* vs verificada na Refinaria

		Real	<i>Planner</i>	Desvios (Real- <i>Panner</i>)	Desvio em relação ao valor real (%)
Produção de vapor nas BFs (t/h)	BF 2	0	20	+6,5	25%
	BF 4	26,5	0		
Produção de vapor nas BRs (t/h)	BR 1	120,4	125	-12,6	5,3%
	BR 2	117	125		
Produção total de vapor de 80 barg (t/h)		263,9	270	-6,1	2,3%
Produção de vapor de 24 barg (t/h)	Fábrica I	13,4	14	-0,6	2,6%
	Fábrica II	59,7	61	-1,3	
	Fábrica III	90,6	93	-2,4	
Produção de vapor de 10,5 barg (t/h)	Fábrica I	26,5	16	+10,5	39,6%
Produção de vapor de 3,5 barg (t/h)	Fábrica I	20,4	19	+1,4	10,4%
	Fábrica II	29	27	+2	
	Fábrica III	46,6	40	+6,6	

Os valores otimizados para a produção total de vapor de 80 barg, remetem para a carga máxima (125 t/h) das duas caldeiras da cogeração (BR1 e BR2) e para o funcionamento de uma das caldeiras convencionais a 20 t/h. Na realidade, a BR1 e BR2 não funcionaram a carga máxima, mas não se distanciaram muito desse valor.

A produção de 10,5 barg na fábrica I apresentou o maior desvio (39,6%) face à situação real, sugerindo que a refinaria está a produzir mais 10,5 t/h de vapor na fabricação I do que seria necessário.

Face à observação da tabela 5.4, de modo geral, a ferramenta sugere menos consumo de vapor, ainda assim, na fábrica III, a refinaria consumiu menos 21 t/h na realidade.

Tabela 5.4 Output relativo ao consumo na rede de vapor, fornecido pelo *Planner* vs verificado na Refinaria

		Real	<i>Planner</i>	Desvio (Real- <i>Planner</i>)	Desvio em relação ao valor real (%)
Consumo de vapor nas TGs (t/h)	TG4	76,5	75	+1,5	4,9%
	TG5	141,4	132	+9,4	
Consumo total de vapor de 80 barg (t/h)		217,9	207	+10,9	5,0%
Consumo de vapor de 24 barg (t/h)	Fábrica I	53,3	46	+7,3	4,6%
	Fábrica II	129,4	128	+1,4	
	Fábrica III	84	105	-21	
Consumo de vapor de 10,5 barg (t/h)	Fábrica I	32,7	36	-3,3	2,6%
	Fábrica II	15,9	12	+3,9	
	Fábrica III	0,7	0	+0,7	
Consumo de vapor de 3,5 barg (t/h)	Fábrica I	48,1	47	+1,1	7,3%
	Fábrica II	44	36	+8	
	Fábrica III	38,4	38	+0,4	

A energia total importada, é equivalente ao somatório da energia importada na fábrica III e à energia importada na Fábrica I e Utilidades (equação 69).

$$Importação\ Total_{EE}(MWh) = Importação\ Fábrica\ III_{EE}(MWh) + Importação\ Fábrica\ I\ e\ Utilidades_{EE}(MWh) \quad (69)$$

Na tabela 5.5, refira-se que, a importação de energia elétrica otimizada pelo *Planner*, não se afasta muito do valor importado pela Refinaria, ainda que, a ferramenta importe menos energia elétrica que o valor importado na realidade, para o mesmo plano de operação. É expectável que o *Planner* apresente níveis de produção de condensado na TG4 superiores, relativamente aos valores reais, uma vez que importou menos eletricidade.

Tabela 5.5 Importação de Energia Elétrica (EE) e produção de EE e condensado nas TGs para o caso prático I

	Real	<i>Planner</i>	Desvio (Real- <i>Planner</i>)	Desvio em relação ao valor real (%)
Importação total de energia elétrica (MWh)	35	32	+3	8,6%
Importação de EE na Fábrica III (MW)	16,7	12	+4,7	28,1%
Importação de EE na Fábrica I e Utilidades (MW)	18,3	20	-1,7	9,3%
Produção de EE na TG4 (MW)	13,7	13	+0,7	5,1%
Produção de condensado na TG4 (t/h)	11,8	14	-2,2	18,6%
Produção de EE na TG5 (MW)	10,9	11	-0,1	0,90%

5.3 Caso Prático II: Regime RAT BTE

O segundo caso prático consiste no estudo da otimização relativa a um programa RAT BTE, introduzido no plano de produção da Refinaria de 20 a 25 de setembro. Os preços aplicados à energia elétrica, gás natural, propano e CO₂, são os mesmos preços utilizados no caso prático I (tabela 5.2), por serem os preços considerados para estas utilidades no mês de setembro.

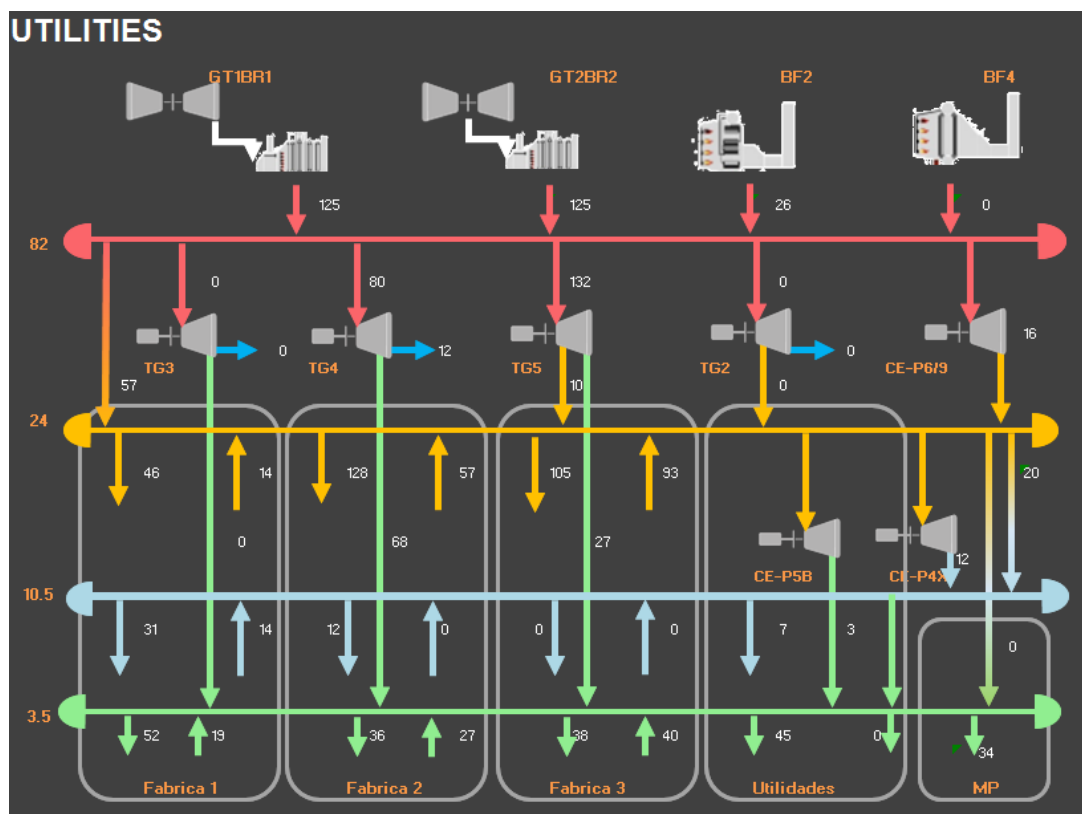


Figure 5.2 Output do Planner para o caso prático II

Tabela 5.6 Produção total de vapor de 80 barg para o caso prático II

	Real	Planner	Desvio (Real-Planner)	Desvio em relação ao valor real (%)
Produção total de vapor de 80 barg (t/h)	261	266	-5	1,9%

O desvio entre o valor da produção de vapor de 80 barg otimizado pela ferramenta e o valor real, é muito reduzido, sugerindo que ambas unidade de cogeração trabalhem com carga máxima (125 t/h) e que a BF2 funcione com uma carga quase mínima.

Tal como no caso prático I, o output do *Planner* remete para uma diminuição da importação de energia elétrica, em relação à quantidade importada na realidade. A produção de condensado é também inferior ao que foi verificado para a situação operacional.

Tabela 5.7 Importação de Energia Elétrica (EE) e produção de EE e condensado nas TGs para o caso prático II

	Real	Planner	Desvio (Real-Planner)	Desvio em relação ao valor real (%)
Importação total de energia elétrica (MWh)	34,1	31	+3,1	9,09%
Importação de EE na Fábrica III (MW)	19,5	20	-0,5	2,56%
Importação de EE na Fábrica I e Utilidades (MW)	14,6	11	+3,6	24,66%
Produção de EE na TG4 (MW)	12,5	14	-1,5	12,00%
Produção de condensado na TG4 (ton/h)	15,4	12	+12,2	22,08%
Produção de EE na TG5 (MW)	10,99	11	-0,01	0,09%

5.4 Caso Prático III: Paragem Fábrica III

O último caso prático corrido na ferramenta, é respetivo ao plano de produção correspondente à paragem da fábrica III, de 02 a 09 de fevereiro de 2020.

O output fornecido pelo *Planner*, apresenta-se a seguir na figura.

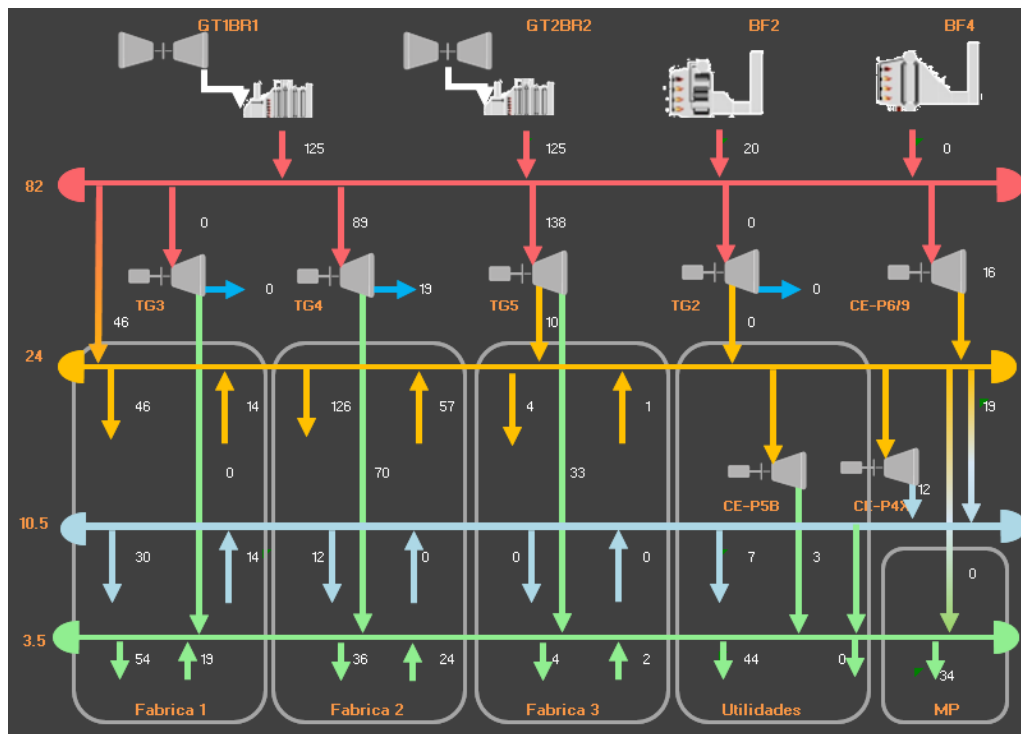


Figure 5.3 Output do *Planner* para o caso prático III

Os preços das utilidades para o mês de fevereiro de 2020, foram relativamente inferiores aos praticados em setembro de 2021. Para o gás natural considerou-se 419,45 €/ton, para o propano 505 €/ton, para o CO₂, 24,16 €/ton e, para a energia elétrica, 82,12 €/MWh.

A produção total de vapor apontada como valor ótimo pela ferramenta, diferiu em apenas 0,07% do valor verificado na realidade.

Tabela 5.8 Produção total de vapor de 80 barg para o caso prático III

	Real	<i>Planner</i>	Desvio (Real- <i>Planner</i>)	Desvio em relação ao valor real (%)
Produção total de vapor de 80 barg (t/h)	269,8	270	-0,2	0,07%

Devido à paragem da fábrica, o *Planner* reduz significativamente a nomeação de energia elétrica a importar, registando o valor de 12 MWh. Na realidade, a importação de energia elétrica também diminui drasticamente, ainda assim, manteve-se superior ao valor ótimo de importação, sugerido pela ferramenta. Note-se que, ainda que os preços de utilidades (gás natural, propano, CO₂ e energia elétrica) sejam mais baixos relativamente os casos anteriores, a importação de energia elétrica é inferior devido à diminuição das necessidades energéticas, implicada pela paragem de uma fábrica.

Tabela 5.9 Importação de Energia Elétrica (EE) e produção de EE e condensado nas TGs para o caso prático III

	Real	<i>Planner</i>	Desvio (Real- <i>Planner</i>)	Desvio em relação ao valor real (%)
Importação total de energia elétrica (MWh)	15,6	12	+3,6	23,08%
Importação de EE na Fábrica III (MW)	11,3	8	+3,6	31,86%
Importação de EE na Fábrica I e Utilidades (MW)	4,3	4	+0,3	6,98%
Produção de EE na TG4 (MW)	13,7	16	-2,3	16,79%
Produção de condensado na TG4 (t/h)	11,7	19	-7,3	62,39%
Produção de EE na TG5 (MW)	13,1	12	-1,1	8,40%

6. Conclusões e Trabalho Futuro

A partir do estado de arte efetuado para o âmbito deste projeto, é possível concluir que a otimização de sistemas não lineares inteiros mistos para vários períodos de tempo, é um tema recente, com menos de 20 anos de estudo.

Tal como afirmado anteriormente, a definição das condições operacionais, para diferentes períodos de tempo, pode ter um enorme impacto no lucro dos complexos industriais. Se o planeamento operacional adequado não for feito, existe a possibilidade de não satisfazer a procura e necessidades do processo e, conseqüentemente, haver uma queda na produção.

O foco do presente projeto era a otimização da gestão do sistema de utilidades da Refinaria de Sines, tendo-se verificado que existem poucos artigos sobre a otimização em PNLIM, aplicado ao planeamento do sistema de utilidades. Refere-se ainda que, para a maioria dos artigos analisados, não são consideradas paragens de equipamentos ou mudanças repentinas de carga, assim como, considerações para otimizar a gestão de energia elétrica.

Ainda assim, a programação de problemas PNLIM destaca-se pela capacidade de otimizar problemas processuais e de planeamento extremamente complexos, dificilmente efetuada por algoritmos de outra natureza.

Através do uso da ferramenta de utilidades, *gPROMS Utilities Planner*, concluiu-se que é possível customizar um modelo do sistema de utilidades da Refinaria de Sines, de acordo com a configuração real do complexo industrial. Ainda assim, o facto da ferramenta definir os seus consumos e produções através de equações lineares, implica que, caso se verifique alguma alteração no modo operacional de uma unidade, seja necessário realizar novamente a atualização das respetivas equações. Este aspeto, confere alguma imprecisão à ferramenta, visto que, nem todas as unidades que potencialmente precisam de atualização de equações, são alvo de estudo.

A adição da variável da temperatura na equação do consumo de combustível dos fornos da unidade de destilação atmosférica, aproximou de forma bastante significativa os valores fornecidos pela ferramenta, aos valores reais do processo, destacando a importância de considerar os ciclos de vida dos permutadores e o fenómeno de *fouling* acelerado, concluindo que o desenvolvimento de modelos de regressão linear múltipla é um processo necessário à melhoria e calibração da ferramenta.

Após o desenvolvimento das retas de produção de vapor nas unidades de Vácuo e *Visbreaker*, a ferramenta de previsão tomou valores muito mais precisos, comparativamente com os valores anteriormente observados no *Planner*.

A validação estatística dos modelos desenvolvidos como previsão dos perfis de consumo e produção de utilidades na refinaria, revelou ser um procedimento de extrema importância na melhoria desta ferramenta de planeamento da produção.

No caso prático I, concluiu-se que a Refinaria de Sines trabalhou em condições operacionais próximas dos valores ótimos estabelecidos pelo *Planner*, apresentando um desvio de 2,3% face à realidade, para a produção total de vapor de 80 barg. Ainda assim, a ferramenta

estabeleceu que as caldeiras da cogeração deviam trabalhar em carga máxima quando, na realidade, a BR1 e BR2 não trabalharam com carga máxima e, a refinaria produziu mais vapor de 80 barg, do que o previsto na ferramenta. A análise desta observação revelou ser inconclusiva. Ainda no programa VLS, a Refinaria consumiu mais 3 MWh de energia elétrica do que era expectável segundo ferramenta, apresentando um desvio de 8,6%.

Em regime RAT BTE, o valor da produção total de vapor de 80 barg otimizado pela ferramenta, desviou-se em apenas 1,9% dos valores observados na realidade. A ferramenta importou menos 3,1 MWh de energia elétrica, comparativamente com o valor importado na realidade. O desvio face ao valor real foi de 9,09%. Ao mesmo tempo, a ferramenta previu uma diminuição da produção de condensado de vapor para produção de energia. Relacionando a diminuição na importação de energia elétrica com a diminuição da produção de condensado, sugere-se que a ferramenta *Planner* aumentou a produção interna de energia elétrica, por via de otimização do grupo turbogerador, de acordo com as curvas de eficiências.

O último caso prático estudado, foi a paragem da fábrica III. Nesta situação, fez sentido a redução drástica de importação de energia elétrica e aumento da produção de condensado para geração de energia, tomando caminhos parecidos aos constatados na realidade. A produção total de vapor nas unidades de cogeração e nas caldeiras convencionais, diferiu em apenas 0,07%, face à produção real e a refinaria importou mais 3,6 MWh, correspondente a um desvio de 23,08%. A redução nos valores de importação de energia elétrica e consequente aumento da produção de condensado, verificado no output da ferramenta, é compatível com a situação real.

De modo geral, o *Planner* não apresenta desvios muito significativos aos valores reais da rede de vapor, para os três programas operacionais em estudo, sugerindo que a Refinaria está a operar perto de valor ótimos, para os consumos e produções na rede de vapor. No entanto, tal como verificado no plano de produção em VLS, existem alguns valores fornecidos pela ferramenta, cujas observações foram inconclusivas. Concluiu-se também que, para todos os casos, a refinaria importa sempre mais energia elétrica do que a esperada, segundo a ferramenta. Esta é uma observação de extrema importância, uma vez que, o objetivo da utilização desta ferramenta tem como foco principal, a diminuição do custo total de energia, através do sistema de utilidades. Consideram-se duas opções para esta observação. A primeira opção, remete para a possibilidade da ferramenta não estar a calcular de forma precisa as necessidades energéticas do processo e, consequentemente, a quantidade de energia elétrica a importar. Como tal, sugere-se a verificação do modelo implementado no *Engineer*, através da PSE. A segunda opção, consiste no facto da Refinaria poder estar de facto a consumir mais energia do que o necessário, sendo conveniente efetuar uma análise global ao modo de operação nas unidades e fábricas.

Por fim, evidencia-se a extrema pertinência e utilidade de ferramentas de otimização como o *Planner*, considerando o contexto global de transição energética. O auxílio na previsão da importação de energia elétrica apoia também a tomada de decisão ideal, tendo em conta a volatilidade do mercado e as flutuações diárias dos preços das utilidades.

Para trabalho futuro, sugere-se a atualização periódica das equações de consumo e produção, tantos das unidades alvo de estudo, como outras, com elevado impacto na rede de

utilidades. Como foi verificado através da análise efetuada aos diagramas de *Pareto* para a rede de vapor do sistema de utilidades da refinaria, as unidades FCC e HC têm um enorme impacto na rede de vapor, constituindo unidades potenciais alvo de estudo para a atualização das suas equações no futuro.

Referências Bibliográficas

- [1] F. X. X. Zhu, *Energy and Process Optimization for the Process Industries*, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, Hoboken, 2014.
- [2] P. Stanger, A. Ramos, G. Sanchis e S. Hall, "Next-Generation Utilities Optimisation for Refineries and Large-Scale Chemical Production Sites," London, 2017.
- [3] K. Hirata, H. Sakamoto, L. O'Young, K.-Y. Cheung e C.-W. Hui, "Multi-Site Utility Integration - An Industrial Study Case," Hong Kong University of Science and Technology, Hong Kong, 2004.
- [4] S. R. Micheletto, M. C. Carvalho e J. M. Pinto, "Operational optimization of the utility system of an oil refinery," University of São Paulo, São Paulo, 2007.
- [5] J. d. J. A. Fernandes, "Multi-period optimisation of a utility plant model in gPROMS," Instituto Superior Técnico, Lisbon, 2017.
- [6] P. S. Varbanov, S. Doyle e R. Smith, "Modelling and Optimization of Utility Systems," Department of Process Integration, UMIST, Manchester, UK, Manchester, 2004.
- [7] O. J. G. Fernández, "Formulação de modelos de processo para o planeamento de produção em refinarias de petróleo," Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.
- [8] I. S. d. S. Santos, "Melhoria do Sistema de Gestão de Energia implementado na Refinaria de Sines de acordo com a ISO 50001," Instituto Superior Técnico, Lisboa, 2014.
- [9] T. G. Camões, "Modelação de uma Coluna sob Vácuo da Refinaria de Sines," Instituto Superior Técnico, Lisboa, 2014.
- [10] M. C. G. Farracho, "Simulação processual e otimização conjunta das unidades," Lisboa, Instituto Superior Técnico, 2018.
- [11] F. I. d. S. F. A. Bona, "Simulação processual da unidade Hydrocracker e Fluid Catalytic Cracker com resultados em ambiente de business intelligence," Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2019.
- [12] T. L. P. Mateus, "Simulação da eficiência energética da unidade desisobutanizadora da Fábrica 2 da Refinaria de Sines," Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2016.
- [13] P. M. Pardalos e H. E. Romeijn, *Handbook of global optimization*, Florida: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [14] G. C. Calafiore e L. E. Ghaoui, *Optimization Models*, Cambridge: Cambridge University Press, 2014.

- [15] D. E. Aluma, "Operation of Integrated Natural Gas, Production, Processing and Supply Networks," Imperial College London, London, 2018.
- [16] I. Zelinka, V. Snášel e A. Abraham, "Handbook of Optimization," Springer, 2013.
- [17] J. S. Bendat, "Nonlinear System Techniques and Applications," Jonh Wiley & Sons Inc, 1998.
- [18] T. Ogunfunmi, Adaptive Nonlinear System Identification, Boston: Springer, 2007.
- [19] C. A. Floudas, Nonlinear and Mixed-Integer Optimization: Fundamentals and Applications, New Jersey, 1995.
- [20] F. P. Fernandes, M. F. P. Costa e E. M. Fernandes, "Overview on Mixed Integer Nonlinear Programming," University of Minho, Minho, 2009.
- [21] P. Bonami, M. Kilinc e J. Linderoth, "Algorithms and software for convex mixed integer nonlinear programs," 2009.
- [22] "Mixed-Integer Nonlinear Optimization," Argonne National Laboratory, Illinois, 2012.
- [23] M. Turkay e I. E. Grossman, "Logic-based minpl algortihms for the optimal synthesis of process networks," Carnegie Mellon University, Pittsburg, 1995.
- [24] D. G. Luenberger e Y. Ye, Linear and Nonlinear Programming, Standford: Frederick S. Hillier, Series Editor, 2008.
- [25] R. Rahmaniani, T. G. Crainic, M. Gendreau e W. Rei, The Benders Decomposition Algoritmh: A Literatura Review, Interuniversity Research Centre on Enterprise Networks, 2016.
- [26] A. Company, AIMMS Function Reference, AIMMS, Software Company, 2021.
- [27] J. Kronqvist, D. E. Bernal, A. Lundell e I. E. Grossman, "A review and comparison of solvers for convex MINLP," Cross Mark, 2018.
- [28] D. C. Montgomery, Design and Analysis of Experiments, Arizona State: John Wiley & Sons Inc, 1997.
- [29] D. C. Montgomery, Introduction to Statistical Quality Control, Arizona State: John Wiley & Sons Inc, 2009.
- [30] D. S. Young, Handbook of Regression Methods, New York: Chapman and Hall/CRC, 2017.
- [31] S. C. A. Rodrigues, "Modelo de Regressão Linear e suas Aplicações," Universidade da Beira Interior, Covilhã, 2012.
- [32] D. M. J. d. Smith, Statistical Analysis Handbook: A Comprehensive Handbook of Statistical Concepts, Techniques and Software Tools, United Kingdom: The Winchelsea Press, Drumlin Publications, Drumlin Security Ltd, 2015.

- [33] F. S. a. T. Gyateng, The Statistics Tutor's Quick Guide to Commonly Used Statistical Tests [Online]. <https://www.statstutor.ac.uk/resources> (Accessed 30 June), Ellen Marshall, University of Sheffield , 2015.
- [34] Understanding Hypothesis Tests: Significance Levels (Alpha) and P values in Statistics [Online]. <https://blog.minitab.com/en/adventures-in-statistics-2/understanding-hypothesis-tests-significance-levels-alpha-and-p-values-in-statistics> (Accessed 5 August).
- [35] L. D. Schroeder, D. L. Sjoquist e P. E. Stephan, Understanding Regression Analysis: An Introductory Guide, SAGE Publications, 2017.
- [36] M. Evans, MINITAB Manual, Toronto: W.H. Freeman and Company , 2009.
- [37] gPROMS Utilities Advisor and Planner[Online]. <https://www.psenterprise.com/solutions/gutilities> (Accessed: 5 April).
- [38] M. Trojan, D. Taler e S. Wielgus, "On-line monitoring of the fouling of the boiler heated surfaces," Cracow University of Technology, Cracow, Poland, Cracow.
- [39] E. C. o. Science, Testing and Remedial Measures for Autocorrelation [Online]. <https://online.stat.psu.edu/stat501/lesson/14> (Accessed 15 August), Pennsylvania State: Eberly College of Science.
- [40] E. T. Berkman e S. P. Reise, A Conceptual Guide to Statistics Using SPSS, SAGE Publications, Inc., 2012.

A.ANEXOS

Tabela A.1 Correntes analisadas e adicionadas para o consumo de combustível no sistema de utilidades

Fábrica	Unidade	Correntes (Tags)	Total correntes analisadas	Total correntes adicionadas
II	AL (Alquilação)	ALM401	3	0
		ALFI4007		
		ALV3700		
I	CC (Destilação Atmosférica)	CCV550	4	0
		CCV551		
		CCV552		
		CCV553		
I	CV (Destilação Vácuo I)	CCV6326	2	0
		CCV6327		
	FL (Flare)	FLV33	2	2
		FLV3335		
III	HC (HydroCracker)	HCM_209_DACA	8	0
		HIF4472		
		HCV4011_DACA		
		HCV4012_DACA		
		HCV4013_DACA		
		HCV2142_DACA		
		HCV2241_DACA		
		HCV2341_DACA		
I	HD (Hydrobon de Destilados)	HDV145	3	1
		HDV158		
		HDV80		
I	HG (Hidrodessulfuração de gás-óleo)	HGM2008	2	0
		HGV2047		
I	HN (Hydrobon de Nafta)	PPF45	2	1
		PPV39		
III	HR (Unidade Produção H2)	HRV201_DACA	1	0
II	HT (Hidrodessulfuração de Gasolina de Cracking)	HTM0263	4	0
		HTM0064		
		HTFI4441		
		HTV0347		
I	HV (Hydrobon de Vácuo)	HIFI2113	3	1
		HVV81		
		HVV147		

I	PP (Platforming)	PPV9731	9	0
		PPV600		
		PPV601		
		PPV258		
		PPV257		
		PPV256		
		PPV255		
		PPV254		
		PPV602		
II	SB (Enxofre II)	SBFI9001	1	0
III	SC (Enxofre III)	SCV17_DACA	1	0
I	SS (Enxofre I)	SSV5018	3	0
		SSV6018		
		SSV5024		
II	VB (Visbreaker)	VBV7196	1	0
II	VV (Destilação vácuo II)	VVV6196	1	0
Total			50	5

Tabela A.2 Correntes analisadas e adicionadas para o consumo de vapor no sistema de utilidades

Fábrica	Unidade	Pressão	Correntes (tags)	Total correntes analisadas	Total correntes adicionadas
II	AL	24	ALF3200	3	0
		3,5	ALF3101		
		3,5	ALFI6346		
I	CC	3,5	AAF57	15	1
		3,5	AAF4003		
		3,5	AAF82		
		3,5	GGF37		
		10,5	GGF13		
		3,5	CCF48		
		3,5	CCF81		
		3,5	CCF544		
		3,5	CCF119		
		3,5	CCF4104		
		3,5	CCF342		
		3,5	CCF540		
		10,5	CCF978		
		10,5	CCF979		
		24_10.5	CCF887		

I	CV	10,5	CCF511	6	0
		10,5	CCF505		
		10,5	CCF6325		
		10,5	CCF6337		
		10,5	CCF6324		
		10,5	CCF6336		
		3,5	CCF223	1	0
II	FCC	24	FCF1006	15	3
		24	FCF2114		
		24	FCF1003		
		24	FCFI1311		
		24	FCF1004		
		10,5	FCFI0180		
		24	SC_FCC_24:Fixed:18		
		3,5	FCFI0183		
		24	FCF4504		
		24	SC_FCC_24_additional_C_P:Fixed		
		24	FCFI0182		
		24	FCFI3504		
		24_3,5	FCF3505		
		3,5	ABF2001		
		3,5	ABF1501		
I	FL	24	FLF32	9	9
II		24	FLFI3338A		
II		24	FLFI3338B		
III		24	FLF5264_DACA		
III		24	FLF5215_DACA		
III		10.5	FLF5004_DACA		
III		3.5	FLF5147_DACA		
III		3.5	FLF5167_DACA		
III		24	FLF5134_DACA		
III	HC - AK	24	AKF710_DACA	14	2
		24	AKF711_DACA		
		24	AK2159_DACA		
		3,5	AKF2205_DACA		
		24	HCF160_DACA		
		24	HCF173_DACA		
		24	HCF182_DACA		
		24	HCF545B_DACA		
		24	HCF3901_DACA		
		24	HCF911_DACA		
		3,5	HCF860A_DACA		
		24	SC_HC_24_additional_C_P:Fixed:BAD		
		3,5	SC_HC_3_5:Fixed:10		
		24,0	STF5100_DACA		

I	HD	24	HDF92	3	0
		24	HDF86		
		3,5	HDF5409		
I	HG	24	HGF2026	4	0
		10,5	HGF2023		
		3,5	AHF5		
		3,5	AHF8		
I	HI	24	HIF303	3	1
		24	HI_BFW_24_2:Fixed:7		
		3,5	HIF904		
III	HR	3,5	HRF8001_DACA	1	0
II	HT	24	HTF0091	5	0
		24	HTF0098		
		24	HTF0315		
		24	HTF0457		
		3,5	HTF0341		
I	HV	24	HVF92	2	0
		3,5	HVF117		
I	PP	3,5	PPF4105	3	0
		10,5	SC_PP_10_5:Fixed:0.1		
		24	PPF172		
II	SB	24	SBF5001B	1	0
I	SS	24	SS_E2_3_7_10A:Fixed:1.7	2	0
		24	SS_E2_3_7_10B:Fixed:1.7		
II	VV	10,5	VVFI0182	2	0
		3,5	VVFI0186		
			Total	89	16

Tabela A.3 Correntes analisadas e adicionadas para a produção de vapor no sistema de utilidades

Fábrica	Unidade	Pressão	Correntes (tags)	Total correntes analisadas	Total correntes adicionadas
I	CC	24_10.5	CCF887	9	0
		3,5	CCF688		
		3,5	CCF689		
		3,5	CCF690		
		3,5	CCF691		
		3,5	CCF692		
		3,5	CCF693		
		3,5	CCF694		
		3,5	CCF695		
I	CV	10,5	CCF720	2	0
		10,5	CCF721		

II	FCC	24_3.5	FCF3505	5	0
		24	FCFI4005		
		24	FCFI4008		
		24	FCFI4502		
		3.5	FCFI0181		
III	HC	24	HCF4000_daca	6	0
		24	HCF515_DACA		
		24	HCF606_DACA		
		24	HCF506_DACA		
		3,5	HCF911_DACA		
		3,5	HCF874A_DACA		
		24_3.5	HCF223_DACA		
		24_3.5	HCF221_DACA		
		24_3.5	HCF886_DACA		
		24_3.5	HCF887_DACA		
I	HI	10,5	HIFD302	1	0
III	HR	24	HRF8002_DACA	1	0
I	PP	24	STF713	4	0
II	SB	24	SBF5001A		
		3,5	SBFI6002		
		3,5	SBFI9002		
III	SC	3,5	SCF422_DACA	4	0
		3,5	SCF525_DACA		
		24	SCF45_DACA		
		3,5	SCF50_DACA		
I	SS	10,5	SSFI5035	5	3
		24	SSFI5035		
		3,5	SP_SS_3_5:Fixed:0.15		
		3,5	SSF30		
		3,5	SSF264		
II	VV	24	VVFI0181	2	0
		3,5	VVFI0180		
II	HT	3,5	HTF1092	3	3
II	VB/VV	10,5	VBFI0700		
		24	VBFI9001		
			Total	42	6

Tabela A.4 Correntes analisadas e adicionadas para o consumo de água no sistema de utilidades

Fábrica	Unidade	Correntes (tags)	Total correntes analisadas	Total correntes adicionadas
I	CC	CCF696	9	0
		CCF697		
		CCF698		
		CCF699		
		CCF700		
		CCF701		
		CCF702		
		CCF703		
		GGF13		
I	CV	CCF722	2	0
		CCF723		
II	FCC	FCFI0186	2	0
		FCFI0185		
I	HI	HI_BFW_24_2:Fixed:7	1	
I	HT	HTF0346	1	
I	PP	STF710	2	0
		PPF6566		
II	SB	SBFI9003	1	0
II	VB	VBFI0700	2	0
		VBFI9001		
III	HC	HCF4001	1	0
		Total	21	0

Tabela A.5 Correntes analisadas e adicionadas para o consumo de energia elétrica no sistema de utilidades

Unidade	Correntes (tags)	Total correntes analisadas	Total correntes adicionadas
AL	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
AR	AR_P25A:Fixed:0.47	3	3
	AR_P25B:Fixed:0.47		
	AR_P3__AR_P10:Fixed:0.8		
CC	AA_P6B:Fixed:0.14	4	0
	AA_P7B:Fixed:0.21		
	YY_P1B:Fixed:0.2		
	Plant_I_II_III_no_CEMW		
CV	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
FCC	FC_P14B:Fixed:0.08	4	0
	FC_P33A_B_C:Fixed:0.195 (FC_P33A_B_C)		
	GC_TP1:Fixed:0.6		
	Plant_I_II_III_no_CEMW		

FL	FL_P33B:Fixed:0.02	4	4
	FL_P32B:Fixed:0.05		
	FL_P31B:Fixed:0.02		
	FL_P1B		
HC	HC_95:Fixed:0.048	4	0
	HC_98:Fixed:0.085		
	HC_P17:Fixed:0.426		
	HC_P3:Fixed:0.249		
HD	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
HG	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
HI	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
HT	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
HV	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
PP	PP_P11A:Fixed:0	4	0
	PP_P13A:Fixed:0.04		
	PP_P3A:Fixed:0.26		
	Plant_I_II_III_no_CEMW		
SB	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
VB	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
VV	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
Plant_I_II_III_additional	Plant_I_II_III_no_CEMW	1	0
Total		34	7

Tabela A.6 Sumário da regressão dos modelos VLS e RAT BTE com os pontos *outliers*

Modelo	Coeficientes					
	Termos	Coeficiente de regressão	Erro padrão	t_0	p -value	VIF
Modelo VLS	Constante	5658,00	216,00	26,14	0,00	
	C_F	6,12	0,08	72,12	0,00	1,00
	T_F	-15,28	0,78	19,61	0,00	1,00
Mdelo RAT BTE	Constante	4665,00	390,00	11,96	0,00	
	C_F	6,04	0,36	17,01	0,00	1,60
	T_F	-10,69	1,87	5,71	0,00	1,60

Tabela A.7 Coeficientes de determinação para os modelos VLS e RAT BTE com *outliers*

	Coeficientes de determinação	
	R^2	$R^2_{ajus.}$
Modelo VLS	0,84	0,8397
Modelo RAT BTE	0,4252	0,4225

Tabela A.8 ANOVA para os modelos VLS e RAT BTE com outliers

Modelo		Graus liberdade	Soma dos quadrados ajustada	Quadrados médios ajustados	F	p-value
RAT BTE	Regressão	2	207855803	103927902	162,35	0,00
	C_F	1	18526500	185265000	289,41	0,00
	T_F	1	20899065	20899065	32,65	0,000
	Erro residual	439	281022489	640142		
	Total	441	488878292			
VLS	Regressão	2	1362255817	681127908	2743,45	0,00
	C_F	1	1291202961	1291202961	5200,71	0,00
	T_F	1	95465812	95465812	384,52	0,00
	Erro residual	1045	259446794	248274		
	Total	1047	1621702611			

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	2	1362255817	681127908	2743,45	0,000
x1 - Caudal de alimentação	1	1291202961	1291202961	5200,71	0,000
x2 - Temperatura	1	95465812	95465812	384,52	0,000
Error	1045	259446794	248274		
Total	1047	1621702611			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
498,271	84,00%	83,97%	83,89%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	5658	216	26,14	0,000	
x1 - Caudal de alimentação	6,1186	0,0848	72,12	0,000	1,00
x2 - Temperatura	-15,278	0,779	-19,61	0,000	1,00

Regression Equation

y - Consumo Combustível = 5658 + 6,1186 x1 - Caudal de alimentação - 15,278 x2 - Temperatura

Figure A1 Output no Minitab para o modelo VLS com outliers

```

Analysis of Variance

Source            DF      Adj SS      Adj MS      F-Value      P-Value
Regression         2      207855803      103927902      162,35      0,000
  x1 - Caudal alimentação      1      185265000      185265000      289,41      0,000
  x2 - Temperatura              1      20899065      20899065      32,65      0,000
Error              439      281022489      640142
Total             441      488878292

Model Summary

S      R-sq      R-sq(adj)      R-sq(pred)
800,089      42,52%      42,25%      41,34%

Coefficients

Term            Coef      SE Coef      T-Value      P-Value      VIF
Constant        4665          390        11,96        0,000
x1 - Caudal alimentação      6,036          0,355        17,01        0,000      1,60
x2 - Temperatura       -10,69          1,87        -5,71        0,000      1,60

Regression Equation

y - Consumo Combustível = 4665 + 6,036 x1 - Caudal alimentação - 10,69 x2 - Temperatura

```

Figure A2 Output no *Minitab* para o modelo RAT BTE com *outliers*

Note-se que, nas tabelas de resíduos apresentadas em anexos, os resíduos estandardizados cujo valor é superior a 3, são descriminados a amarelo.

Tabela A.9 Tabela de resíduos para o modelo VLS com *outliers*

Observação	Consumo combustível kg _{GNE} /h	Ajuste kg _{GNE} /h	Resíduo	Resíduo estandardizado
60	6005,2	7008,3	-1003,1	-2,02
61	5994,4	6995,8	-1001,4	-2,01
111	8699,2	9700,6	-1001,3	-2,01
168	8674,6	9810,6	-1136,1	-2,28
169	8654,9	9884,6	-1229,7	-2,47
170	8674,6	9888,5	-1214	-2,44
171	8654,9	9909,3	-1254,4	-2,52
360	7535,9	8676,5	-1140,6	-2,29
386	9058	10083,5	-1025,5	-2,06
484	11322,1	11285	37,1	0,08
485	11346,8	11316,9	29,8	0,06
486	11254,1	11336,1	-82	-0,17
487	11202,6	11339,4	-136,8	-0,28
488	11233,5	11277,5	-44	-0,09
489	11254,1	11316,1	-62	-0,13
490	11182	11289,8	-107,8	-0,22
491	11202,6	11290,4	-87,8	-0,18
492	11182	11298,6	-116,6	-0,24
493	11254,1	11290,6	-36,5	-0,07

494	11202,6	11276,6	-74	-0,15
495	11222,2	11305,1	-82,9	-0,17
496	11325,7	11298,2	27,5	0,06
497	11346,3	11222,6	123,7	0,25
498	11346,3	11201	145,3	0,29
499	11336	11190,9	145,1	0,29
500	11305	11174,8	130,2	0,26
501	11336	11190	146	0,3
502	11346,3	11181,9	164,4	0,33
503	11336	11186,7	149,3	0,3
504	11366,9	11198,6	168,3	0,34
505	11305	11214,8	90,3	0,18
506	11377,2	11225,6	151,7	0,31
507	11387,6	11240,7	146,9	0,3
508	11343,8	11252,5	91,3	0,19
509	11358,1	11266	92,1	0,19
510	10772,7	10947,9	-175,2	-0,36
511	11957,4	10443,2	1514,1	3,04
512	11906,5	10467,3	1439,2	2,89
513	11845,5	10496,4	1349,1	2,71
514	12089,5	10554,7	1534,9	3,08
515	12028,5	10540,7	1487,8	2,99
516	11855,7	10559,7	1296	2,6
517	11896,4	10575,5	1320,9	2,65
518	11886,2	10594	1292,2	2,6
528	11416,3	10376,7	1039,7	2,09
529	11405,6	10387,4	1018,2	2,05
530	11436,3	10386,7	1049,5	2,11
531	11456,7	10370,8	1085,9	2,18
532	11466,9	10373,5	1093,5	2,2
533	11456,7	10387,6	1069,1	2,15
534	11507,9	10383,9	1123,9	2,26
535	11487,4	10407,5	1079,9	2,17
536	11507,9	10341,8	1166	2,34
537	11477,2	10387,7	1089,4	2,19
538	11456,7	10379	1077,7	2,16
539	11405,6	10373,2	1032,4	2,07
576	11755,3	10571,6	1183,7	2,38
577	11631,9	10543	1088,9	2,19
578	11673	10523,2	1149,8	2,31
583	11580,4	11260,4	320,1	0,65
584	11631,9	11339,6	292,2	0,59
585	11693,6	11415,9	277,6	0,56
586	11703,8	11456,1	247,7	0,5
587	11673	11491	182	0,37
588	11570,1	11509,2	61	0,12

589	11518,7	11514,1	4,6	0,01
590	11395,3	11516,2	-120,9	-0,24
591	11354,2	11516,6	-162,4	-0,33
592	11364,5	11546,9	-182,5	-0,37
593	11251,3	11542,1	-290,8	-0,59
594	11004,5	11554,8	-550,3	-1,11
595	10233,2	11561,3	-1328,2	-2,69
596	10510,8	11431,8	-921	-1,86
597	10675,4	11407,3	-731,9	-1,48
598	10480	11433,1	-953,1	-1,93
599	10233,2	11437,2	-1204,1	-2,43
600	10845,3	11471,6	-626,3	-1,27
601	10886	11480,4	-594,4	-1,2
602	10895,9	11536,7	-640,8	-1,3
603	10598,2	11636,1	-1037,9	-2,1
604	10389,8	11687,8	-1298	-2,63
605	10360	11518,9	-1158,9	-2,35
606	9635,6	10993,5	-1357,9	-2,75
607	8345,6	10310,1	-1964,5	-3,98
608	7928,8	9781,7	-1852,9	-3,76
610	9237,9	8223,5	1014,4	2,04
621	9590,2	8363,4	1226,8	2,46
622	9580,3	8383,7	1196,6	2,4
623	9639,7	8419,9	1219,8	2,45
624	9560,5	8403,2	1157,4	2,32
625	9610	8411	1199	2,41
626	9689,2	8436,9	1252,3	2,52
627	9758,5	8402,2	1356,2	2,72
628	9788,1	8403,3	1384,8	2,78
629	9629,8	8417,4	1212,4	2,44
630	9540,7	8416,5	1124,2	2,26
636	9449,1	8428,7	1020,4	2,05

Tabela A.10 Tabela de resíduos para o modelo RAT BTE com *outliers*

Observação	Consumo Combustível $\text{kg}_{\text{GNE}}/\text{h}$	Ajuste $\text{kg}_{\text{GNE}}/\text{h}$	Resíduo	Resíduo estandardizado
263	10845	10210	634	0,81
264	10506	10368	137	0,18
265	10660	10308	352	0,45
266	10721	10310	412	0,53
267	10762	10315	447	0,57
268	10845	10317	528	0,67
269	10742	10331	411	0,52
270	10588	10310	278	0,36

271	10716	10325	392	0,5
272	10836	10376	460	0,59
273	10703	10383	320	0,41
334	12100	9973	2126	2,66
336	8117	9519	-1402	-1,77
337	7909	9263	-1354	-1,71
338	7820	8883	-1063	-1,34
339	7859	8881	-1021	-1,29
340	7690	8852	-1162	-1,47
341	7751	8809	-1058	-1,34
342	7780	8842	-1061	-1,34
343	7741	8814	-1073	-1,36
344	7692	8808	-1116	-1,41
345	7594	8829	-1235	-1,56
346	7643	8823	-1180	-1,5
347	7722	8838	-1116	-1,42
348	7731	8842	-1110	-1,41
349	7810	8850	-1040	-1,32
350	7859	8863	-1005	-1,27
351	7898	8852	-955	-1,21
352	7937	8862	-925	-1,17
353	3494	8577	-5083	-6,39
354	597	8565	-7968	-10,06
355	6146	7437	-1291	-1,64
356	7379	6891	488	0,62
357	6762	7464	-702	-0,89
358	6988	7562	-574	-0,73
359	8289	7458	831	1,05
360	9385	7798	1587	2

Regression Analysis: y - Consumo Combustível versus x1 - Caudal alimentação; x2 - Temperatura

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	2	1351302313	675651156	2868,98	0,000
x1 - Caudal alimentação	1	1270708048	1270708048	5395,74	0,000
x2 - Temperatura	1	102970443	102970443	437,24	0,000
Error	1040	244922255	235502		
Total	1042	1596224568			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
485,286	84,66%	84,63%	84,56%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	5924	215	27,60	0,000	
x1 - Caudal alimentação	6,0831	0,0828	73,46	0,000	1,00
x2 - Temperatura	-16,177	0,774	-20,91	0,000	1,00

Regression Equation

y - Consumo Combustível = 5924 + 6,0831 x1 - Caudal alimentação - 16,177 x2 - Temperatura

Figure A3 Output Minitab para o Modelo VLS sem os pontos outliers

Regression Analysis: y - Consumo Combustível versus x1 - Caudal alimentação; x2 - temperatura

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	2	182181799	91090900	215,04	0,000
x1 - Caudal alimentação	1	171842758	171842758	405,67	0,000
x2 - temperatura	1	28942265	28942265	68,32	0,000
Error	436	184691401	423604		
Total	438	366873200			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
650,849	49,66%	49,43%	48,80%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	5418	322	16,85	0,000	
x1 - Caudal alimentação	5,824	0,289	20,14	0,000	1,58
x2 - temperatura	-12,65	1,53	-8,27	0,000	1,58

Regression Equation

y - Consumo Combustível = 5418 + 5,824 x1 - Caudal alimentação - 12,65 x2 - temperatura

Figure A.4 Output Minitab para o modelo RAT BTE sem pontos outliers

Tabela A.11 Resíduos para o modelo VLS sem pontos outliers

Observação	Consumo Combustível kg _{GNE} /h	Ajuste kg _{GNE} /h	Resíduo	Resíduo estandardizado
29	8031,5	7045,3	986,2	2,04
60	6005,2	7011,2	-1006	-2,08
61	5994,4	6998,7	-1004,3	-2,07
62	6005,2	6978,8	-973,5	-2,01
111	8699,2	9679,5	-980,3	-2,02
168	8674,6	9799,7	-1125,1	-2,32
169	8654,9	9874	-1219,1	-2,51
170	8674,6	9878	-1203,5	-2,48

171	8654,9	9899,2	-1244,3	-2,57
360	7535,9	8661,5	-1125,7	-2,32
386	9058	10057,4	-999,4	-2,06
484	11322,1	11356,9	-34,8	-0,07
485	11346,8	11391,5	-44,7	-0,09
486	11254,1	11411,9	-157,8	-0,33
487	11202,6	11415,4	-212,7	-0,44
488	11233,5	11351,6	-118,1	-0,25
489	11254,1	11389,2	-135,1	-0,28
490	11182	11362,9	-180,9	-0,38
491	11202,6	11363,9	-161,2	-0,34
492	11182	11372,7	-190,7	-0,4
493	11254,1	11363,6	-109,5	-0,23
494	11202,6	11348,8	-146,2	-0,3
495	11222,2	11379,2	-157	-0,33
496	11325,7	11371,4	-45,7	-0,1
497	11346,3	11291,2	55,1	0,11
498	11346,3	11268,9	77,4	0,16
499	11336	11258,5	77,5	0,16
500	11305	11240,9	64,2	0,13
501	11336	11256,9	79,1	0,16
502	11346,3	11248,8	97,5	0,2
503	11336	11253,8	82,2	0,17
504	11366,9	11266,2	100,8	0,21
505	11305	11283,1	21,9	0,05
506	11377,2	11295	82,2	0,17
507	11387,6	11311,1	76,5	0,16
508	11343,8	11323,9	19,9	0,04
509	11358,1	11338,5	19,6	0,04
510	10772,7	11023,4	-250,7	-0,52
511	11906,5	10455,3	1451,3	2,99
512	11845,5	10483	1362,5	2,81
513	11855,7	10546,7	1309	2,7
514	11896,4	10563,3	1333	2,75
515	11886,2	10582,1	1304,1	2,69
525	11416,3	10369,4	1047	2,16
526	11405,6	10380	1025,6	2,12
527	11436,3	10379,1	1057,2	2,18
528	11456,7	10363,3	1093,4	2,26
529	11466,9	10365,5	1101,4	2,27
530	11456,7	10380	1076,7	2,22
531	11507,9	10376,5	1131,4	2,33
532	11487,4	10399,9	1087,5	2,24
533	11507,9	10334,2	1173,7	2,42
534	11477,2	10379,7	1097,4	2,26
535	11456,7	10371,4	1085,3	2,24

536	11405,6	10365,2	1040,3	2,15
573	11755,3	10570,1	1185,2	2,44
574	11631,9	10541,9	1090	2,25
575	11673	10523,5	1149,5	2,37
580	11580,4	11302,5	277,9	0,58
581	11631,9	11387,6	244,3	0,51
582	11693,6	11467,7	225,8	0,47
583	11703,8	11510,6	193,3	0,4
584	11673	11547,3	125,7	0,26
585	11570,1	11566,5	3,7	0,01
586	11518,7	11572,2	-53,4	-0,11
587	11395,3	11574,5	-179,2	-0,37
588	11354,2	11575,1	-220,9	-0,46
589	11364,5	11605,8	-241,3	-0,5
590	11251,3	11601,6	-350,3	-0,73
591	11004,5	11614,5	-610	-1,27
592	10233,2	11621,5	-1388,3	-2,88
593	10510,8	11484,1	-973,3	-2,02
594	10675,4	11459,3	-783,9	-1,63
595	10480	11485,6	-1005,6	-2,09
596	10233,2	11490,8	-1257,6	-2,61
597	10845,3	11526,4	-681,1	-1,41
598	10886	11536,7	-650,7	-1,35
599	10895,9	11595	-699,1	-1,45
600	10598,2	11701,1	-1102,9	-2,29
601	10389,8	11754,3	-1364,5	-2,84
602	10360	11586,8	-1226,8	-2,55
603	9635,6	11066,1	-1430,5	-2,98
605	9237,9	8226,3	1011,5	2,09
616	9590,2	8363,5	1226,7	2,53
617	9580,3	8383,7	1196,6	2,47
618	9639,7	8421,6	1218,1	2,51
619	9560,5	8405,7	1154,8	2,38
620	9610	8413,8	1196,2	2,47
621	9689,2	8440,1	1249,1	2,58
622	9758,5	8404,9	1353,5	2,79
623	9788,1	8406,8	1381,4	2,85
624	9629,8	8420,2	1209,6	2,49
625	9540,7	8419,1	1121,6	2,31
631	9449,1	8431,3	1017,8	2,1

Tabela A.12 Tabela resíduos para o modelo RAT BTE sem os pontos *outliers*

Observação	Consumo Combustível kg_{GNE}/h	Ajuste kg_{GNE}/h	Resíduo	Resíduo estandardizado
------------	--	-----------------------------------	---------	------------------------

11	8271,3	9697,2	-1425,9	-2,2
12	8310,7	9734,8	-1424,1	-2,19
263	10844,6	10397,5	447,1	0,7
264	10505,7	10552,4	-46,7	-0,07
265	10659,7	10501,9	157,8	0,25
266	10721,4	10505,7	215,7	0,34
267	10762,4	10513,4	249	0,39
268	10844,6	10518,5	326,1	0,51
269	10741,9	10532,1	209,8	0,33
270	10587,8	10512,6	75,2	0,12
271	10716,4	10528,5	187,9	0,3
272	10836,4	10580,6	255,9	0,4
273	10703	10590,2	112,8	0,18
284	11003,9	9630,2	1373,7	2,11
285	11014,2	9656,7	1357,5	2,09
286	11086,1	9654	1432,1	2,2
287	11065,6	9661,2	1404,3	2,16
288	11106,7	9658,9	1447,8	2,23
289	11065,6	9664,4	1401,2	2,16
290	11024,5	9642	1382,5	2,13
303	10963,4	9622,2	1341,2	2,06
304	10932,7	9614,3	1318,4	2,03
334	11438,8	9870,5	1568,3	2,41
335	8117,3	9719,1	-1601,7	-2,49
336	7909	9471,8	-1562,8	-2,43
337	7819,6	9112,3	-1292,7	-2,01
338	7859,3	9112,6	-1253,3	-1,95
339	7690,4	9088,1	-1397,7	-2,18
340	7750,9	9050,4	-1299,5	-2,02
341	7780,2	9083	-1302,8	-2,03
342	7741,1	9059,6	-1318,5	-2,05
343	7692,2	9053	-1360,8	-2,12
344	7594,3	9074	-1479,7	-2,31
345	7643,2	9072,8	-1429,5	-2,23
346	7721,5	9088,6	-1367,1	-2,13
347	7731,3	9093	-1361,7	-2,12
348	7809,6	9102,5	-1292,9	-2,02
349	7858,5	9116,3	-1257,8	-1,96
350	7897,7	9106,8	-1209,1	-1,89
351	7936,8	9116,8	-1180	-1,84
352	6145,9	7704,3	-1558,4	-2,43
353	7379	7093,9	285,1	0,45
354	6762,5	7615,1	-852,7	-1,32
355	6987,5	7685,4	-697,8	-1,08
356	8289,1	7585,2	703,9	1,09
357	9385,2	7897,2	1488	2,31

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	1	5475465	5475465	33,49	0,000
x - Caudal Alimentação (CV)	1	5475465	5475465	33,49	0,000
Error	718	117392166	163499		
Lack-of-Fit	362	85863645	237192	2,68	0,000
Pure Error	356	31528521	88563		
Total	719	122867631			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
404,350	4,46%	4,32%	4,06%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	1539	146	10,57	0,000	
x - Caudal Alimentação (CV)	6,80	1,17	5,79	0,000	1,00

Regression Equation

y - Produção vapor 10,5 (CV) = 1539 + 6,80 x - Caudal Alimentação (CV)

Figure A5 Output Minitab para o modelo da unidade vácuo I, em função do caudal

Regression Analysis: y - Produção vapor 10,5 (CV) versus x - Temperatura

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	1	101835762	101835762	1375,22	0,000
x - Temperatura	1	101835762	101835762	1375,22	0,000
Error	1461	108187978	74051		
Lack-of-Fit	1424	107579146	75547	4,59	0,000
Pure Error	37	608832	16455		
Total	1462	210023740			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
272,122	48,49%	48,45%	48,33%

Coefficients

Term	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	VIF
Constant	1019,7	17,9	56,83	0,000	
x - Temperatura	5,406	0,146	37,08	0,000	1,00

Regression Equation

y - Produção vapor 10,5 (CV) = 1019,7 + 5,406 x - Temperatura

Figure A.6 Output Minitab para o modelo da unidade vácuo I, em função da temperatura

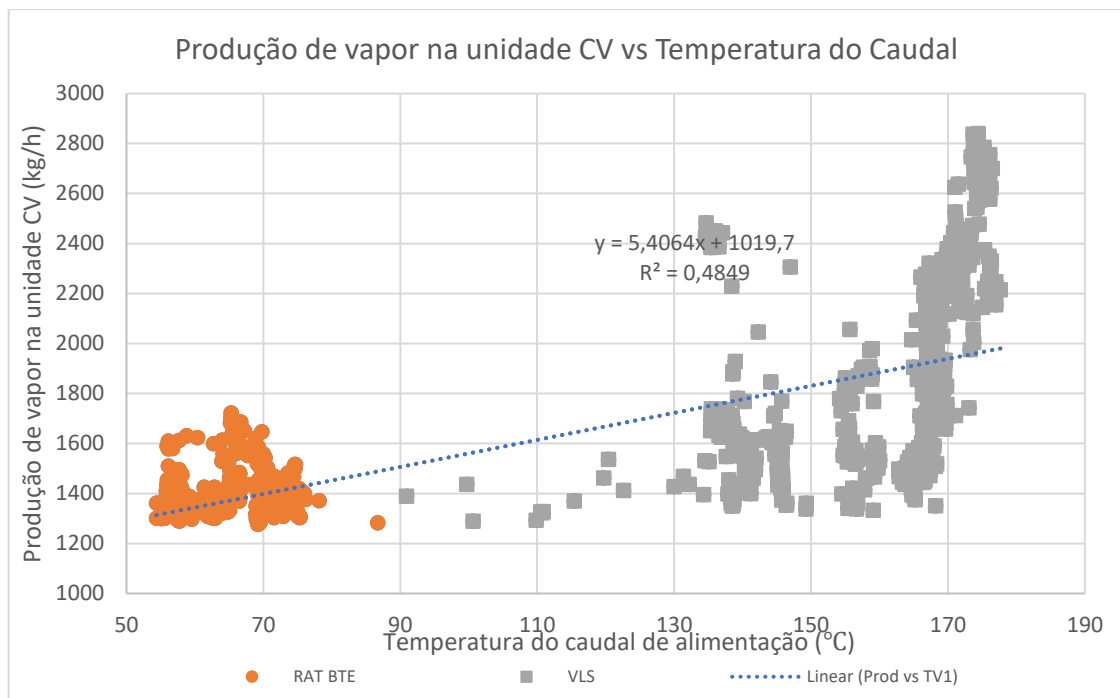


Figure A7 Diagrama de dispersão da produção de vapor na unidade CV vs Temperatura do caudal de alimentação

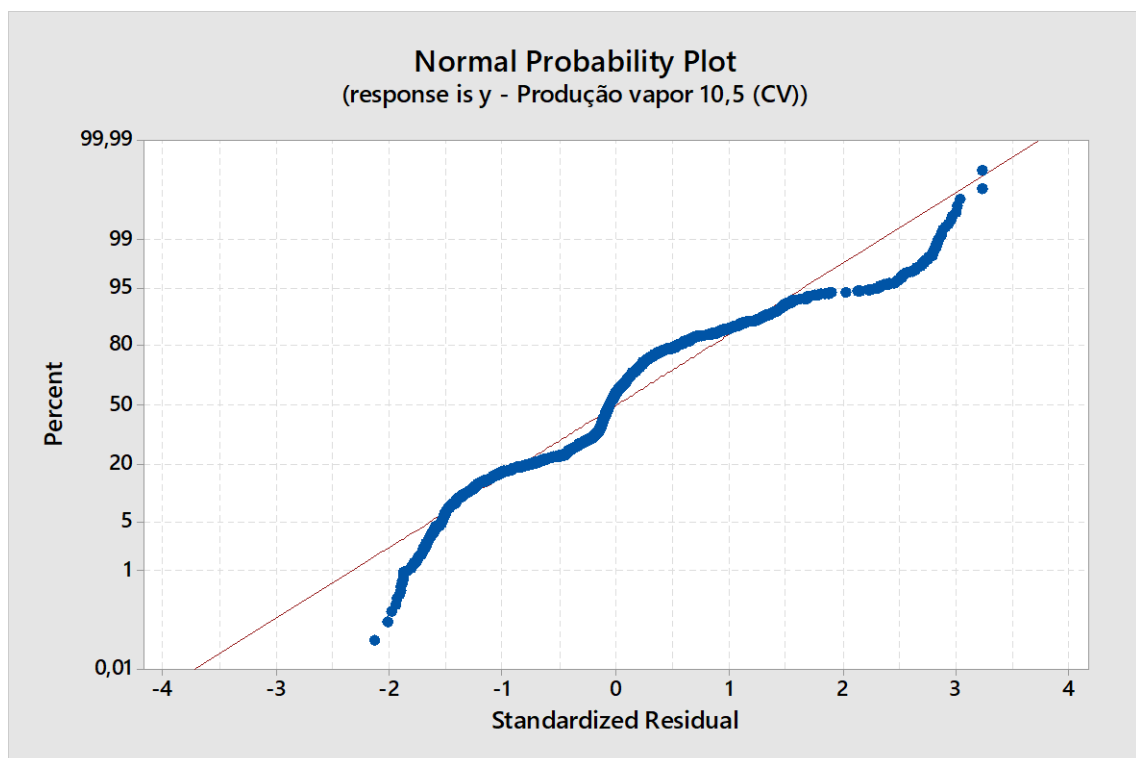


Figure A810 *P-P plot* para a produção de vapor na unidade CV versus temperatura - com pontos outliers

Tabela A.13 Tabela de resíduos com pontos *outliers* para a produção de vapor na unidade CV, versus temperatura

Observação	Produção de vapor 10,5 barg ((kg/h)	Ajuste (kg/h)	Resíduo	Resíduo Estandarizado
590	1332,46	1879,75	-547,29	-2,01
1108	1351,02	1929,06	-578,04	-2,13
1261	2540,55	1959,89	580,66	2,14
1290	2637,83	1946,92	690,91	2,54
1291	2625,56	1944,24	681,32	2,51
1292	2526,16	1944,34	581,82	2,14
1293	2496,54	1944,83	551,71	2,03
1385	2633,08	1963,93	669,15	2,46
1386	2573,69	1963,86	609,83	2,24
1387	2650,28	1964,32	685,96	2,52
1388	2581,2	1961,96	619,24	2,28
1389	2545,61	1961,58	584,03	2,15
1390	2587,43	1961,48	625,95	2,3
1391	2659,41	1959,56	699,85	2,57
1392	2679,71	1960,64	719,07	2,64
1393	2701,98	1959,26	742,72	2,73
1394	2642,75	1960,12	682,63	2,51
1395	2757,69	1960,15	797,54	2,93
1396	2733,75	1959,12	774,63	2,85
1397	2766,06	1964,12	801,94	2,95
1398	2616,83	1963,71	653,12	2,4
1399	2776,68	1960,48	816,2	3
1400	2727,51	1963,99	763,52	2,81
1401	2736,58	1965,12	771,46	2,84
1402	2658,93	1969,09	689,84	2,54
1403	2637,09	1967,23	669,86	2,46
1404	2604,68	1970,96	633,72	2,33
1405	2577,24	1971,67	605,57	2,23
1406	2587,83	1969,17	618,66	2,28
1407	2636,74	1970,36	666,38	2,45
1408	2578,28	1970,55	607,73	2,24
1409	2604,52	1969,88	634,64	2,33
1410	2618,25	1967,95	650,3	2,39
1411	2678,56	1966,15	712,41	2,62
1412	2744,24	1967,04	777,2	2,86
1413	2784,72	1967,13	817,59	3,01
1414	2701,07	1973,89	727,18	2,67
1415	2679,22	1968,18	711,04	2,62
1416	2707,59	1966,92	740,67	2,72
1417	2736,83	1969,12	767,71	2,82
1418	2749,72	1968,15	781,57	2,87

1419	2713,82	1969,51	744,31	2,74
1420	2749,35	1969,68	779,67	2,87
1421	2698,05	1968,53	729,52	2,68
1422	2732,52	1969,61	762,91	2,81
1423	2720,24	1970,51	749,73	2,76
1424	2755,86	1971,62	784,24	2,88
1425	2728,18	1969,28	758,9	2,79
1426	2728,2	1971,09	757,11	2,78
1427	2711,23	1970,47	740,76	2,72
1428	2727,95	1970,57	757,38	2,79
1429	2692,76	1970,69	722,07	2,66
1430	2691,27	1970,98	720,29	2,65
1431	2688,94	1970,36	718,58	2,64
1432	2656,28	1971,56	684,72	2,52
1433	2620,7	1972,65	648,05	2,38
1434	2684,54	1971,7	712,84	2,62
1435	2730,7	1970,11	760,59	2,8
1436	2738,83	1971,33	767,5	2,82
1437	2706,11	1969,51	736,6	2,71
1438	2640,24	1967,65	672,59	2,47
1439	2769,08	1964,22	804,86	2,96
1440	2731,2	1967,54	763,66	2,81
1441	2736,14	1966,14	770	2,83
1442	2733,5	1965,08	768,42	2,83
1443	2699,99	1965,82	734,17	2,7
1444	2710,62	1960,7	749,92	2,76
1445	2746,32	1957,03	789,29	2,9
1446	2837,96	1958,5	879,46	3,23
1447	2783,12	1958,86	824,26	3,03
1448	2839,68	1962,76	876,92	3,23
1449	2645,65	1959,43	686,22	2,52
1453	2386,13	1757,81	628,32	2,31
1454	2442,59	1760,77	681,82	2,51
1455	2383,86	1751,6	632,26	2,32
1456	2388,66	1754,84	633,82	2,33
1457	2450,78	1755,21	695,57	2,56
1458	2393,32	1751,24	642,08	2,36
1459	2431,78	1749,32	682,46	2,51
1460	2428,47	1750,62	677,85	2,49
1461	2426,51	1747,37	679,14	2,5
1462	2482,44	1747,74	734,7	2,7
1463	2422,97	1747,76	675,21	2,48

Tabela A.14 Tabela de resíduos com pontos *outliers* para a produção de vapor na unidade CV, versus temperatura

Observação	Produção vapor 10,5 barg (ton/h)	Ajuste (ton/h)	Resíduo	Resíduo Estandarizado
590	1332,46	1874,67	-542,21	-2,02
1108	1351,02	1923,43	-572,41	-2,13
1261	2540,55	1953,92	586,63	2,18
1290	2637,83	1941,09	696,74	2,59
1291	2625,56	1938,44	687,12	2,56
1292	2526,16	1938,55	587,61	2,19
1293	2496,54	1939,02	557,52	2,08
1385	2633,08	1957,91	675,17	2,51
1386	2573,69	1957,84	615,85	2,29
1387	2650,28	1958,3	691,98	2,58
1388	2581,2	1955,97	625,23	2,33
1389	2545,61	1955,59	590,02	2,2
1390	2587,43	1955,5	631,93	2,35
1391	2659,41	1953,59	705,82	2,63
1392	2679,71	1954,66	725,05	2,7
1393	2701,98	1953,3	748,68	2,79
1394	2642,75	1954,15	688,6	2,56
1395	2757,69	1954,18	803,51	2,99
1396	2733,75	1953,15	780,6	2,91
1397	2616,83	1957,7	659,13	2,45
1398	2776,68	1954,5	822,18	3,06
1399	2727,51	1957,97	769,54	2,87
1400	2736,58	1959,09	777,49	2,89
1401	2658,93	1963,02	695,91	2,59
1402	2637,09	1961,18	675,91	2,52
1403	2604,68	1964,87	639,81	2,38
1404	2577,24	1965,57	611,67	2,28
1405	2587,83	1963,09	624,74	2,33
1406	2636,74	1964,27	672,47	2,5
1407	2578,28	1964,46	613,82	2,29
1408	2604,52	1963,81	640,71	2,39
1409	2618,25	1961,89	656,36	2,44
1410	2678,56	1960,11	718,45	2,67
1411	2744,24	1960,99	783,25	2,92
1412	2784,72	1961,08	823,64	3,07
1413	2701,07	1967,76	733,31	2,73
1414	2679,22	1962,12	717,1	2,67
1415	2707,59	1960,87	746,72	2,78
1416	2736,83	1963,05	773,78	2,88
1417	2749,72	1962,09	787,63	2,93
1418	2713,82	1963,44	750,38	2,79

1419	2749,35	1963,6	785,75	2,93
1420	2698,05	1962,46	735,59	2,74
1421	2732,52	1963,54	768,98	2,86
1422	2720,24	1964,43	755,81	2,81
1423	2755,86	1965,52	790,34	2,94
1424	2728,18	1963,21	764,97	2,85
1425	2728,2	1965	763,2	2,84
1426	2711,23	1964,38	746,85	2,78
1427	2727,95	1964,48	763,47	2,84
1428	2692,76	1964,6	728,16	2,71
1429	2691,27	1964,89	726,38	2,7
1430	2688,94	1964,27	724,67	2,7
1431	2656,28	1965,46	690,82	2,57
1432	2620,7	1966,54	654,16	2,44
1433	2684,54	1965,6	718,94	2,68
1434	2730,7	1964,02	766,68	2,85
1435	2738,83	1965,23	773,6	2,88
1436	2706,11	1963,43	742,68	2,77
1437	2640,24	1961,6	678,64	2,53
1438	2769,08	1958,2	810,88	3,02
1439	2731,2	1961,49	769,71	2,87
1440	2736,14	1960,11	776,03	2,89
1441	2733,5	1959,06	774,44	2,88
1442	2699,99	1959,78	740,21	2,76
1443	2710,62	1954,72	755,9	2,81
1444	2746,32	1951,1	795,22	2,96
1445	2645,65	1953,47	692,18	2,58
1449	2386,13	1754,07	632,06	2,35
1450	2442,59	1757	685,59	2,55
1451	2383,86	1747,94	635,92	2,37
1452	2388,66	1751,14	637,52	2,37
1453	2450,78	1751,5	699,28	2,6
1454	2393,32	1747,58	645,74	2,4
1455	2431,78	1745,68	686,1	2,55
1456	2428,47	1746,97	681,5	2,54
1457	2426,51	1743,75	682,76	2,54
1458	2482,44	1744,12	738,32	2,75
1459	2422,97	1744,13	678,84	2,53

Estimativa dos modelos para a unidade VV, antes da remoção dos pontos *outliers*:

Modelo 1: Produção vapor_{VV} = -30,55 + 0,13892 (C_{VV}) (A1)

Modelo 2: Produção vapor_{VV} = 2,3141 + 0,04(T_{VV}) (A2)

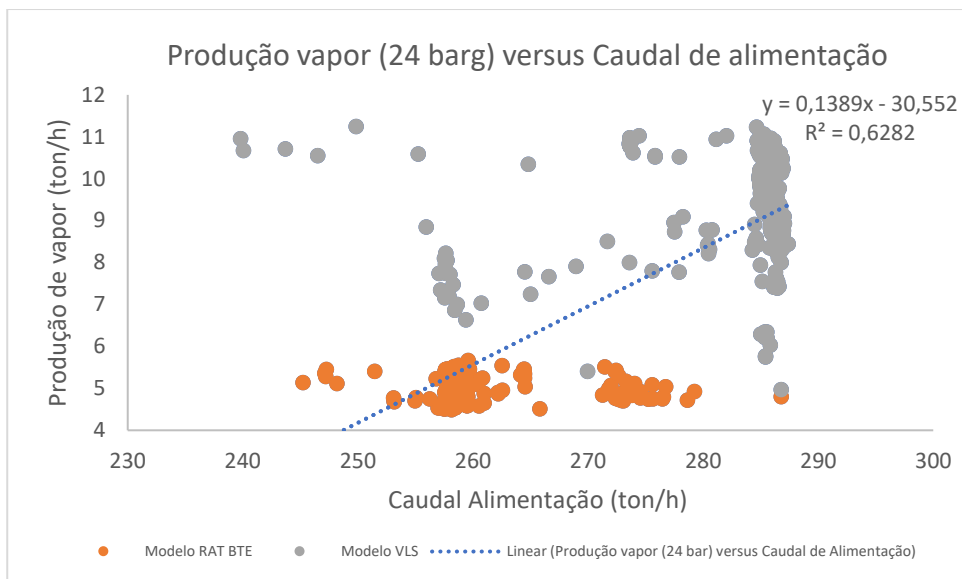


Figure A9 Gráfico de dispersão para a produção de vapor na unidade VV versus caudal de alimentação

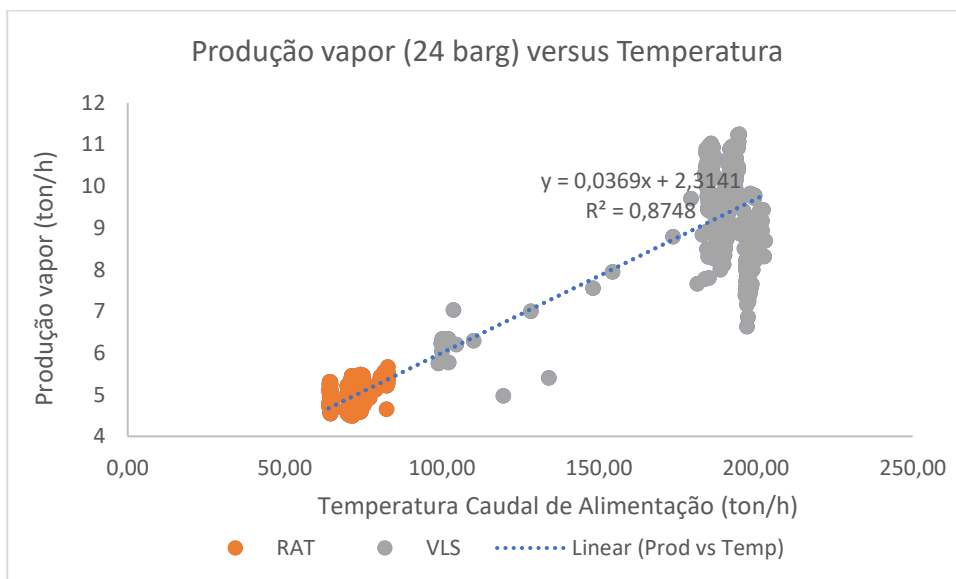


Figure A10 Gráfico de dispersão para a produção de vapor na unidade VV versus temperatura

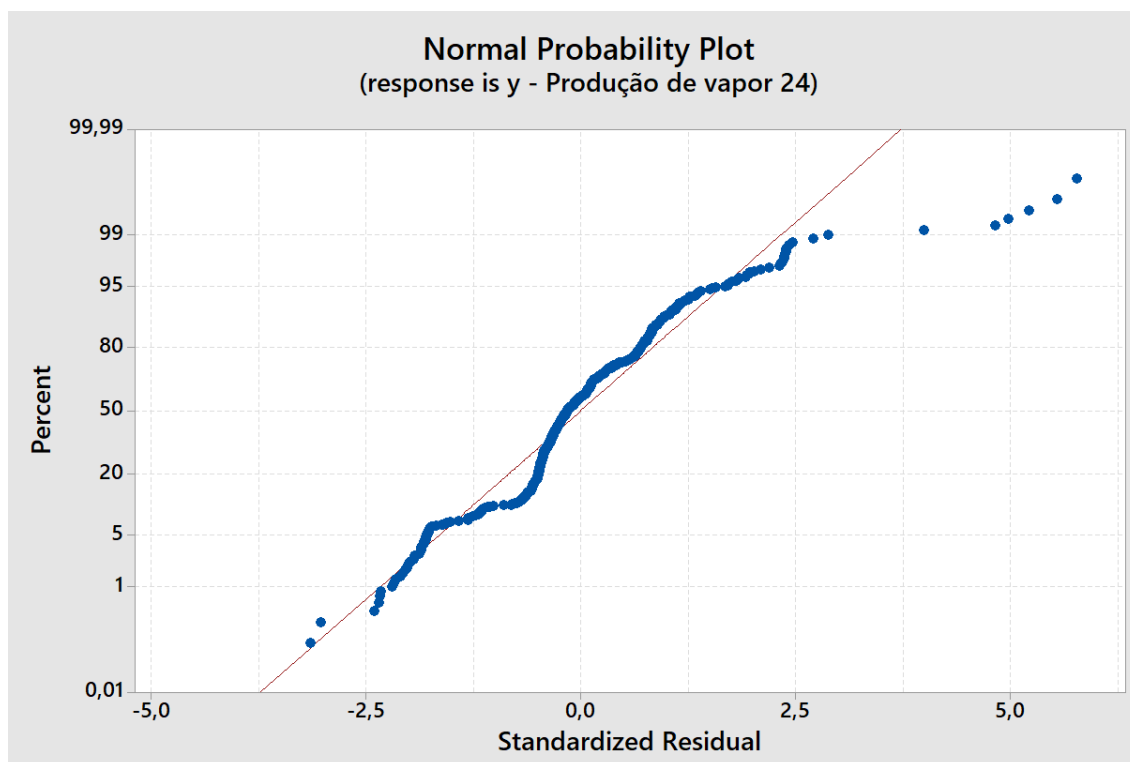


Figure A1111 *P-P plot* para o Modelo 1, com pontos *outliers*

Tabela A.15 Resíduos para o modelo 1 (VV), com pontos *outliers*

Observação	Produção de vapor 24 barg (ton/h)	Ajuste (ton/h)	Resíduos	Resíduo estandardizado
22	4,92	8,24	-3,32	-2,33
23	5,04	7,894	-2,854	-2
26	4,79	7,866	-3,076	-2,16
27	4,75	7,855	-3,105	-2,18
30	4,75	7,738	-2,988	-2,1
31	4,74	7,684	-2,944	-2,07
54	4,72	8,154	-3,434	-2,41
55	4,8	9,287	-4,487	-3,15
56	4,97	9,287	-4,317	-3,03
61	5,77	9,1	-3,33	-2,34
62	5,75	9,098	-3,348	-2,35
63	6,03	9,157	-3,127	-2,19
65	6,21	9,089	-2,879	-2,02
66	6,23	9,092	-2,862	-2,01
68	6,2	9,118	-2,918	-2,05
286	10,34	6,235	4,105	2,88
287	10,59	4,904	5,686	3,99
288	10,55	3,693	6,857	4,82
289	10,71	3,301	7,409	5,22
290	10,67	2,796	7,874	5,55

291	10,95	2,761	8,189	5,77
292	11,24	4,156	7,084	4,98
293	8,85	5,003	3,847	2,7
390	8,1	5,223	2,877	2,02
391	8,22	5,236	2,984	2,1
526	10,89	7,479	3,411	2,39
529	10,62	7,497	3,123	2,19
530	10,76	7,463	3,297	2,31
531	10,84	7,458	3,382	2,37
532	10,77	7,462	3,308	2,32
533	10,83	7,452	3,378	2,37
534	10,87	7,458	3,412	2,39
535	10,8	7,461	3,339	2,34
536	10,82	7,462	3,358	2,36
537	10,84	7,466	3,374	2,37
538	10,98	7,459	3,521	2,47
539	11,02	7,573	3,447	2,42

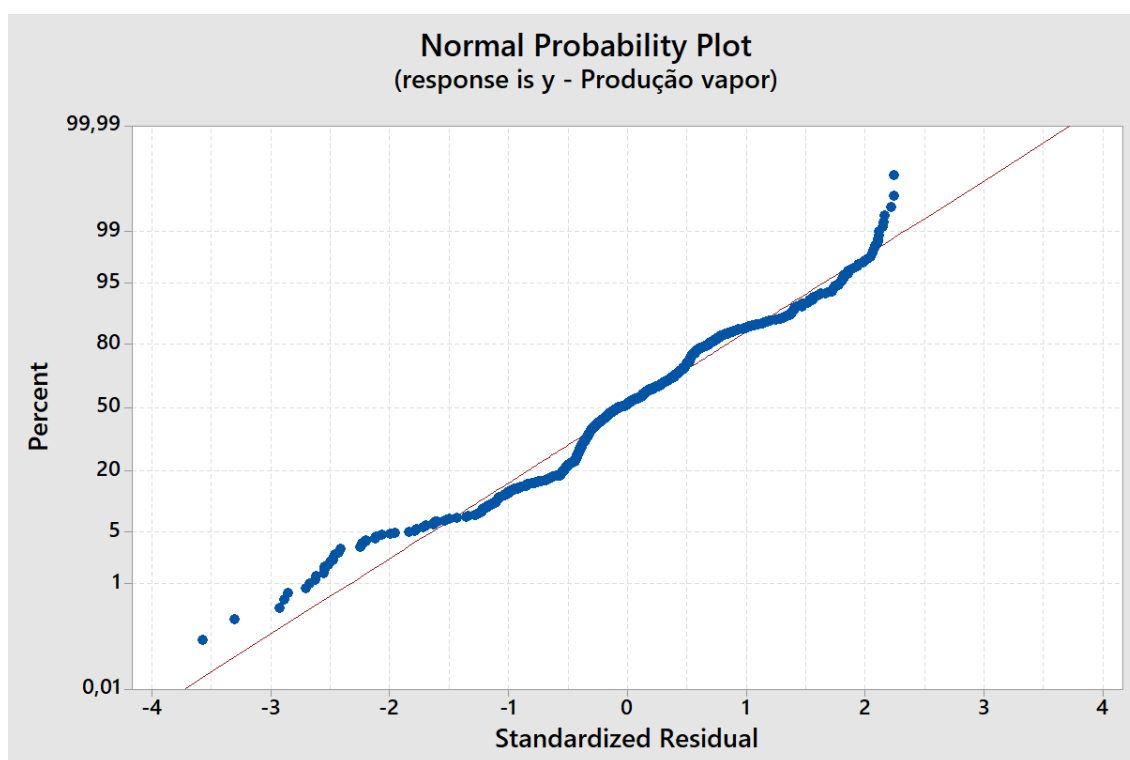


Figure A1212 *P-P plot* para o modelo 2 (VV), com pontos outliers

Tabela A.16 Resíduos para o modelo 2 (VV), com pontos outliers

Observação	Produção de vapor de 24 barg (ton/h)	Ajuste (ton/h)	Resíduos	Resíduo estandardizado
56	4,97	6,7251	-1,7551	-2,12
259	5,4	7,2598	-1,8598	-2,25
292	11,24	9,4932	1,7468	2,11
355	7,77	9,588	-1,818	-2,2
356	7,64	9,6407	-2,0007	-2,42
357	7,54	9,5797	-2,0397	-2,47
358	7,48	9,5865	-2,1065	-2,55
359	7,61	9,6209	-2,0109	-2,43
360	7,57	9,5687	-1,9987	-2,42
361	7,43	9,5966	-2,1666	-2,62
362	7,39	9,5662	-2,1762	-2,63
363	7,54	9,5748	-2,0348	-2,46
364	7,54	9,5919	-2,0519	-2,48
365	7,54	9,6249	-2,0849	-2,52
366	7,58	9,6289	-2,0489	-2,48
367	7,5	9,6173	-2,1173	-2,56
368	7,41	9,6198	-2,2098	-2,67
369	7,56	9,6296	-2,0696	-2,5
377	7,91	9,6224	-1,7124	-2,07
378	7,78	9,5986	-1,8186	-2,2
379	7,24	9,6051	-2,3651	-2,86
380	6,63	9,5869	-2,9569	-3,58
381	6,86	9,5967	-2,7367	-3,31
382	7,2	9,5917	-2,3917	-2,89
383	7,16	9,5844	-2,4244	-2,93
384	7,34	9,5817	-2,2417	-2,71
385	7,74	9,5891	-1,8491	-2,24
386	7,85	9,5998	-1,7498	-2,12
387	7,74	9,5866	-1,8466	-2,23
388	7,83	9,5838	-1,7538	-2,12
393	7,72	9,5745	-1,8545	-2,24
394	7,47	9,5802	-2,1102	-2,55
526	10,89	9,1095	1,7805	2,15
531	10,84	9,1262	1,7138	2,07
533	10,83	9,1281	1,7019	2,06
534	10,87	9,129	1,741	2,11
535	10,8	9,1257	1,6743	2,02
536	10,82	9,1305	1,6895	2,04
537	10,84	9,1291	1,7109	2,07
538	10,98	9,1446	1,8354	2,22
539	11,02	9,1635	1,8565	2,25
540	11,02	9,1634	1,8566	2,25

541	10,96	9,1745	1,7855	2,16
542	10,93	9,1853	1,7447	2,11
546	10,95	9,1743	1,7757	2,15
575	10,8	9,1024	1,6976	2,05
578	10,9	9,1751	1,7249	2,09
616	11,23	9,4803	1,7497	2,12

Tabela A.17 Resíduos para o modelo 1 (VV), sem pontos *outliers*

Observação	Produção vapor 24 barg (ton/h)	Ajuste (ton/h)	Resíduos	Resíduos estandardizados
21	5,08	7,6947	-2,6147	-2,17
22	4,92	8,2492	-3,3292	-2,76
23	5,04	7,8719	-2,8319	-2,35
24	4,92	7,4659	-2,5459	-2,11
25	4,92	7,5371	-2,6171	-2,17
26	4,79	7,8416	-3,0516	-2,53
27	4,75	7,8295	-3,0795	-2,56
28	4,77	7,5356	-2,7656	-2,3
29	4,83	7,428	-2,598	-2,16
30	4,75	7,7023	-2,9523	-2,45
31	4,74	7,6432	-2,9032	-2,41
32	4,76	7,2962	-2,5362	-2,11
36	4,83	7,275	-2,445	-2,03
37	4,74	7,2962	-2,5562	-2,12
38	4,87	7,2856	-2,4156	-2,01
39	4,86	7,2796	-2,4196	-2,01
40	4,83	7,3023	-2,4723	-2,05
41	4,83	7,2841	-2,4541	-2,04
42	4,85	7,2977	-2,4477	-2,03
43	4,81	7,2932	-2,4832	-2,06
44	4,78	7,3053	-2,5253	-2,1
45	4,81	7,2992	-2,4892	-2,07
46	4,79	7,2962	-2,5062	-2,08
47	4,71	7,2902	-2,5802	-2,14
48	4,7	7,3144	-2,6144	-2,17
49	4,75	7,3099	-2,5599	-2,13
50	4,76	7,2099	-2,4499	-2,03
51	4,74	7,2432	-2,5032	-2,08
52	4,77	7,2644	-2,4944	-2,07
53	4,76	7,2417	-2,4817	-2,06
54	4,72	8,1552	-3,4352	-2,85
58	6,29	9,1234	-2,8334	-2,35
59	5,77	9,187	-3,417	-2,84
60	5,75	9,1855	-3,4355	-2,85

61	6,03	9,2491	-3,2191	-2,67
62	6,34	9,2006	-2,8606	-2,38
63	6,21	9,1749	-2,9649	-2,46
64	6,23	9,1779	-2,9479	-2,45
65	6,34	9,1779	-2,8379	-2,36
66	6,2	9,2067	-3,0067	-2,5
283	10,52	8,0522	2,4678	2,05
374	7,34	4,9055	2,4345	2,02
375	7,74	4,8858	2,8542	2,37
376	7,85	4,9691	2,8809	2,39
377	7,74	4,9782	2,7618	2,3
378	7,83	4,9691	2,8609	2,38
379	7,96	4,9706	2,9894	2,48
380	8,1	4,9585	3,1415	2,61
381	8,22	4,9737	3,2463	2,7
382	8,05	4,9903	3,0597	2,54
383	7,72	5,0282	2,6918	2,24
516	10,89	7,4189	3,4711	2,88
517	10,52	7,7295	2,7905	2,32
518	10,55	7,7295	2,8205	2,34
519	10,62	7,4386	3,1814	2,64
520	10,76	7,4023	3,3577	2,79
521	10,84	7,3962	3,4438	2,86
522	10,77	7,4008	3,3692	2,8
523	10,83	7,3902	3,4398	2,86
524	10,87	7,3962	3,4738	2,88
525	10,8	7,3992	3,4008	2,82
526	10,82	7,4008	3,4192	2,84
527	10,84	7,4053	3,4347	2,85
528	10,98	7,3977	3,5823	2,97
529	11,02	7,522	3,498	2,9

Tabela A.18 Resíduos para o modelo 2 (VV), sem pontos outliers

Observação	Produção de vapor 24 barg (ton/h)	Ajuste (ton/h)	Resíduo	Resíduo estandardizado
56	4,97	6,731	-1,761	-2,16
259	5,4	7,2678	-1,8678	-2,3
292	11,24	9,5099	1,7301	2,13
355	7,77	9,605	-1,835	-2,26
356	7,64	9,658	-2,018	-2,48
357	7,54	9,5967	-2,0567	-2,53
358	7,48	9,6036	-2,1236	-2,61
359	7,61	9,6381	-2,0281	-2,49
360	7,57	9,5857	-2,0157	-2,48
361	7,43	9,6137	-2,1837	-2,69

362	7,39	9,5832	-2,1932	-2,7
363	7,54	9,5919	-2,0519	-2,52
364	7,54	9,609	-2,069	-2,54
365	7,54	9,6422	-2,1022	-2,59
366	7,58	9,6461	-2,0661	-2,54
367	7,5	9,6346	-2,1346	-2,63
368	7,41	9,637	-2,227	-2,74
369	7,56	9,6469	-2,0869	-2,57
376	8	9,6683	-1,6683	-2,05
377	7,91	9,6396	-1,7296	-2,13
378	7,78	9,6157	-1,8357	-2,26
379	7,24	9,6223	-2,3823	-2,93
380	7,2	9,6088	-2,4088	-2,96
381	7,16	9,6015	-2,4415	-3
382	7,34	9,5987	-2,2587	-2,78
383	7,74	9,6062	-1,8662	-2,3
384	7,85	9,6169	-1,7669	-2,17
385	7,74	9,6037	-1,8637	-2,29
386	7,83	9,6009	-1,7709	-2,18
387	7,96	9,5963	-1,6363	-2,01
391	7,72	9,5916	-1,8716	-2,3
392	7,47	9,5973	-2,1273	-2,62
524	10,89	9,1247	1,7653	2,17
529	10,84	9,1415	1,6985	2,09
530	10,77	9,1336	1,6364	2,01
531	10,83	9,1434	1,6866	2,07
532	10,87	9,1443	1,7257	2,12
533	10,8	9,141	1,659	2,04
534	10,82	9,1458	1,6742	2,06
535	10,84	9,1444	1,6956	2,08
536	10,98	9,16	1,82	2,24
537	11,02	9,1789	1,8411	2,26
538	11,02	9,1788	1,8412	2,26
539	10,96	9,19	1,77	2,18
540	10,93	9,2008	1,7292	2,13
544	10,95	9,1897	1,7603	2,16
573	10,8	9,1175	1,6825	2,07
576	10,9	9,1906	1,7094	2,1
614	11,23	9,4969	1,7331	2,13

Estimativa do modelo antes da remoção de *outliers* para o vapor de 10,5 barg (modelo 2):

$$\text{Produção vapor 10,5 } v_B = 5,280 + 0,07709(T_{vB}) \quad (A3)$$

Tabela A.19 Resíduos para o modelo 2 (VB), com pontos *outliers*

Observação	Produção vapor 10,5 barg (ton/h)	Ajuste	Resíduo (ton/h)	Resíduo estandardizado
69	12,66	16,7015	-4,0415	-2,28
70	13,18	17,1782	-3,9982	-2,25
71	15,47	19,4903	-4,0203	-2,27
72	14,66	19,4957	-4,8357	-2,73
73	15,97	19,5272	-3,5572	-2
88	16,38	19,9466	-3,5666	-2,01
89	16,17	20,4629	-4,2929	-2,42
91	15,46	19,8724	-4,4124	-2,49
92	16,01	19,8339	-3,8239	-2,16
93	15,98	19,8505	-3,8705	-2,18
94	15,54	19,8421	-4,3021	-2,42
95	15,44	19,8035	-4,3635	-2,46
96	15,7	19,7973	-4,0973	-2,31
259	11,87	15,6179	-3,7479	-2,11
290	14,6	20,099	-5,499	-3,1
291	15,55	20,206	-4,656	-2,62
379	16,38	20,5206	-4,1406	-2,33
525	15,43	19,2585	-3,8285	-2,16
616	24,57	20,2595	4,3105	2,43
617	24,37	20,2582	4,1118	2,32
618	24,12	20,2124	3,9076	2,2
620	23,69	20,0625	3,6275	2,04
622	24,02	20,0917	3,9283	2,21
629	23,53	19,9746	3,5554	2
632	23,48	19,9287	3,5513	2
637	23,72	20,1691	3,5509	2
640	23,69	20,1364	3,5536	2
641	23,73	20,1287	3,6013	2,03

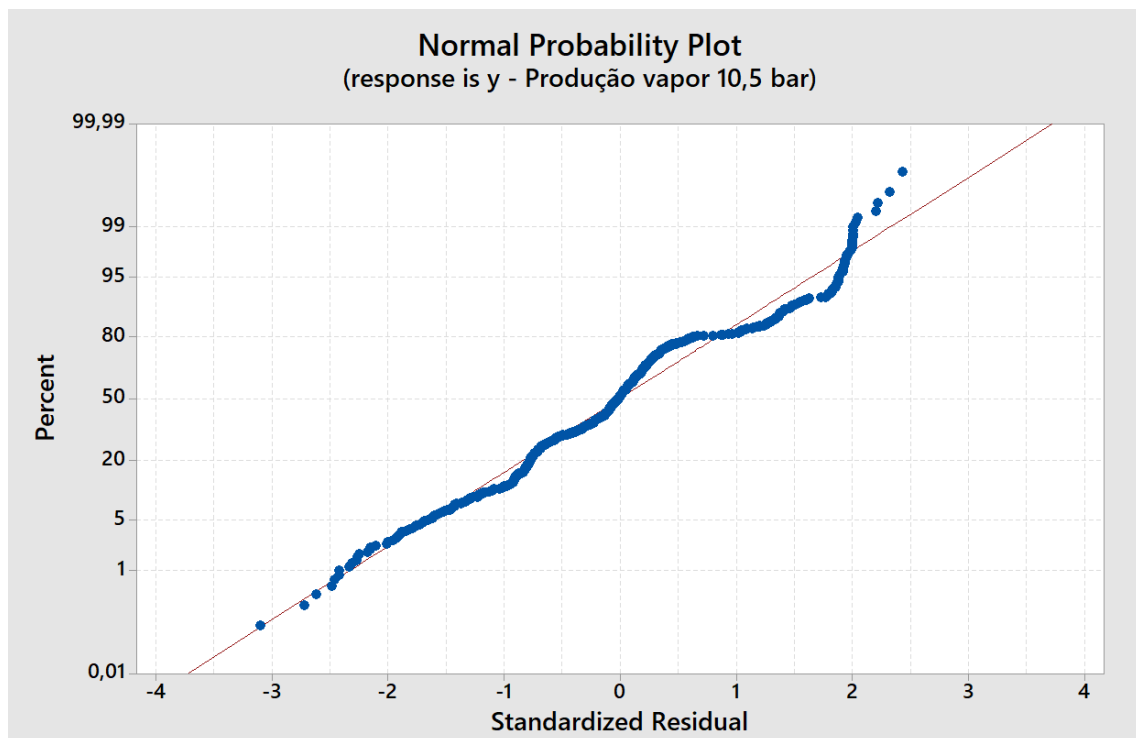


Figure A13 P-P plot para modelo 2 (VB) antes da remoção de outliers

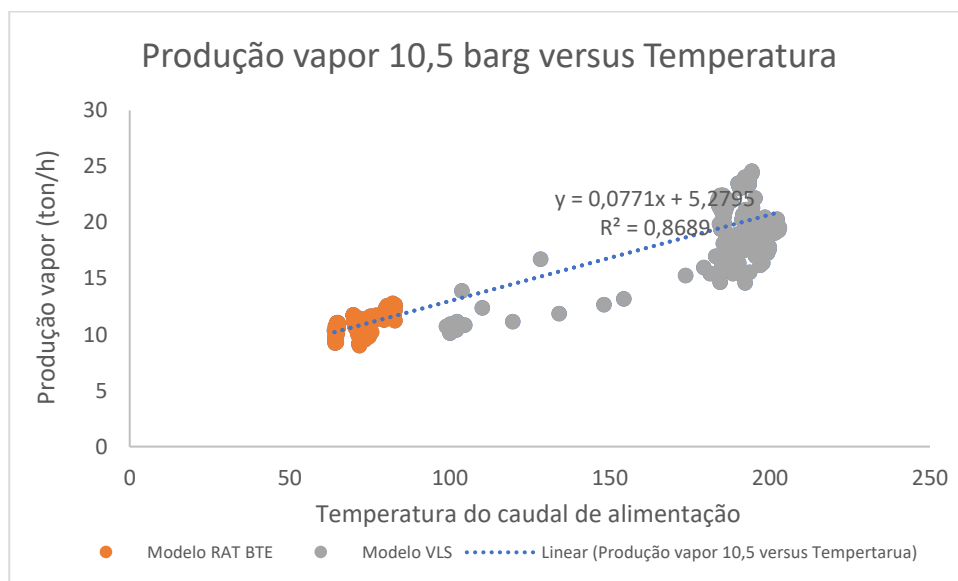


Figure A14 Gráfico de dispersão para o modelo 2 (VB)

Tabela A.20 Tabela de resíduos para o modelo 2 (VB)

Observação	Produção vapor 10,5 (ton/h)	Ajuste (ton/h)	Resíduo	Resíduo estandardizado
69	12,66	16,711	-4,051	-2,3
70	13,18	17,1885	-4,0085	-2,27
71	15,47	19,5044	-4,0344	-2,29
72	14,66	19,5098	-4,8498	-2,75
73	15,97	19,5414	-3,5714	-2,03
88	16,38	19,9614	-3,5814	-2,03
89	16,17	20,4786	-4,3086	-2,44
91	15,46	19,8871	-4,4271	-2,51
92	16,01	19,8485	-3,8385	-2,18
93	15,98	19,8652	-3,8852	-2,2
94	15,54	19,8568	-4,3168	-2,45
95	15,44	19,8181	-4,3781	-2,48
96	15,7	19,8119	-4,1119	-2,33
259	11,87	15,6257	-3,7557	-2,13
290	15,55	20,2213	-4,6713	-2,65
378	16,38	20,5364	-4,1564	-2,36
524	15,43	19,2722	-3,8422	-2,18
615	24,57	20,2749	4,2951	2,44
616	24,37	20,2736	4,0964	2,32
617	24,12	20,2277	3,8923	2,21
619	23,69	20,0776	3,6124	2,05
620	23,58	20,0511	3,5289	2
621	24,02	20,1068	3,9132	2,22
622	23,61	20,0845	3,5255	2
628	23,53	19,9895	3,5405	2,01
631	23,48	19,9435	3,5365	2,01
636	23,72	20,1843	3,5357	2,01
639	23,69	20,1515	3,5385	2,01
640	23,73	20,1439	3,5861	2,03
662	23,6	20,0727	3,5273	2

Tabela A.21 Tabela de resíduos para o modelo 2 (VB)

Observação	Produção vapor 10,5 barg (ton/h)	Ajuste	Resíduo	Resíduo Estandardizado
56	8,85	11,8426	-2,9926	-2,06
259	9,02	12,7503	-3,7303	-2,57
307	13,66	16,757	-3,097	-2,13
356	13,8	16,7923	-2,9923	-2,06
357	13,7	16,6887	-2,9887	-2,06

358	13,63	16,7004	-3,0704	-2,11
359	13,71	16,7588	-3,0488	-2,1
360	13,74	16,6701	-2,9301	-2,02
361	13,63	16,7175	-3,0875	-2,13
362	13,42	16,6659	-3,2459	-2,24
363	13,76	16,6805	-2,9205	-2,01
364	13,65	16,7095	-3,0595	-2,11
365	13,78	16,7656	-2,9856	-2,06
366	13,65	16,7723	-3,1223	-2,15
367	13,73	16,7527	-3,0227	-2,08
368	13,49	16,7569	-3,2669	-2,25
369	13,56	16,7735	-3,2135	-2,21
379	13,48	16,732	-3,252	-2,24
380	12,5	16,701	-4,201	-2,89
381	13,25	16,7177	-3,4677	-2,39
383	13,78	16,6968	-2,9168	-2,01
541	18,91	16,0009	2,9091	2

Tabela A.22 Resíduos para o modelo da produção de vapor em HR

Observação	Produção vapor (kg/h)	Ajuste (kg/h)	Resíduo	Resíduo Estandarizado
204	33589,4	34606,5	-1017	-2,01
205	33376,5	34602	-1225,5	-2,42
206	33115,3	34227,4	-1112,1	-2,2
207	33030,5	34086,7	-1056,3	-2,09
373	38130,9	38269,2	-138,3	-0,27
374	38437,5	37921	516,5	1,02
378	36254,9	34918,3	1336,6	2,64
389	28471,9	28267,5	204,4	0,41
390	28448,8	28166,1	282,7	0,56
391	28428,1	28061,4	366,7	0,73
392	28266,4	27942,6	323,9	0,64
393	28387,1	27958,5	428,6	0,85
394	28418,3	27973,3	445	0,88
395	28343,2	27946,9	396,3	0,79
396	28352,7	27957,2	395,5	0,78
397	28248,2	28024,8	223,4	0,44
398	28368,7	28153,1	215,6	0,43
399	28286	28125,9	160,1	0,32
400	28219	28129,6	89,5	0,18
401	28087,1	28056,7	30,4	0,06
402	27837,3	28317,9	-480,6	-0,95
403	27983,9	28287	-303,2	-0,6
404	27901,4	28268,4	-367	-0,73

405	27923,1	28228,2	-305	-0,6
406	27878,8	28145,4	-266,6	-0,53
407	27864,2	28133,6	-269,4	-0,53
408	27894,4	28161	-266,6	-0,53
409	27921,5	28161,5	-239,9	-0,48
410	27942,4	28162,4	-219,9	-0,44
411	27902,3	28147,9	-245,7	-0,49
412	27953	28157,1	-204,1	-0,4
413	27880,7	28274,3	-393,6	-0,78
439	30307,5	31341,5	-1034	-2,04
440	30567	31650,1	-1083,1	-2,14
446	31597,4	32753,4	-1156	-2,28
447	31996,4	33195,2	-1198,9	-2,37
456	32593,3	33621,1	-1027,8	-2,03
541	34985,1	36426,4	-1441,3	-2,85
542	34889,5	36434,1	-1544,6	-3,06
543	35433,2	36786,3	-1353,1	-2,68
544	35730	36783,9	-1053,9	-2,09
548	38312,2	38255,9	56,3	0,11
549	38437,9	38054,5	383,4	0,76
561	38412,5	37804,3	608,2	1,21
562	39177,2	38537,6	639,5	1,27
563	39642,3	38612,1	1030,1	2,04
564	39743,9	38691,3	1052,6	2,09
565	39791,4	38792,5	998,9	1,98
566	39391,8	38652,6	739,2	1,47
567	39195,1	38147,2	1047,9	2,08
568	38497,9	37413,8	1084,2	2,15
569	37902,9	36578,7	1324,2	2,62
570	37657,9	36060,1	1597,8	3,16
571	37357,7	35794,3	1563,4	3,09
572	37311,7	35510,3	1801,4	3,56
573	37203,8	35472,2	1731,7	3,42
574	37249,5	35621,6	1627,9	3,22
575	37288,5	35617,1	1671,4	3,3
576	37275,3	35599,7	1675,7	3,31
577	37349,7	35604,8	1744,9	3,45
578	37230,7	35608,4	1622,3	3,21
579	36637,3	35614,6	1022,7	2,02
583	36646	35592,6	1053,4	2,08
584	37226,8	35604,9	1621,9	3,21
585	37161,9	35316,3	1845,7	3,65
586	36527,2	34958,5	1568,7	3,1
587	36745	35454,7	1290,3	2,55
588	36481,2	35457,8	1023,4	2,02



