

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA

ERIC BARTULICI

Análise de Regressão Linear e Análise de Capacidade Aplicadas a
Dados Industriais de Aços API X42Q e X60Q

BELO HORIZONTE

2024

ERIC BARTULICI

ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR E ANÁLISE DE
CAPACIDADE APLICADAS A DADOS INDUSTRIAIS DE AÇOS
API X42Q E X60Q

Monografia de especialização apresentada ao Departamento de Estatística da Universidade Federal de Minas Gerais, como parte dos requisitos para obtenção do título de Especialista em Estatística.

Orientadora: Prof. Dra. Thaís Rotsen Correa

BELO HORIZONTE

2024

2024, Eric Bartulici.

Todos os direitos reservados

Bartulici, Eric.

B294a Análise de regressão linear e análise de capacidade aplicadas a dados industriais de aços API X42Q e X60Q [recurso eletrônico] / Eric Bartulici – 2024.

1 recurso online (57 f. il, color.): pdf.

Orientadora: Thaís Rotsen Correa.

Monografia (Especialização) - Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Estatística.

Referências: f. 51.

1. Estatística. 2. Análise de regressão. 3. Aços - Propriedades mecânicas. 4. Modelos lineares (Estatística). I. Correa, Thaís Rotsen. II. Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Estatística. III. Título.

CDU 519.2(043)

Ficha catalográfica elaborada pela bibliotecária Irénquer Vismeg Lucas Cruz CRB

6/819 - Universidade Federal de Minas Gerais - ICEX

ATA DE DEFESA



Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Estatística
Programa de Pós-Graduação / Especialização
Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha
31270-901 – Belo Horizonte – MG

E-mail: pgest@ufmg.br
Tel: 3409-5923 – FAX: 3409-5924

ATA DO 330ª. TRABALHO DE FIM DE CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA DE ERIC BARTULICI.

Aos vinte e sete dias do mês de fevereiro de 2024, às 10:00 horas, com utilização de recursos de videoconferência a distância, reuniram-se os professores abaixo relacionados, formando a Comissão Examinadora homologada pela Comissão do Curso de Especialização em Estatística, para julgar a apresentação do trabalho de fim de curso do aluno **Eric Bartulici**, intitulado: “Análise de Regressão Linear e Análise de Capacidade Aplicadas a Dados Industriais de Aços API X42Q e X60Q”, como requisito para obtenção do Grau de Especialista em Estatística. Abrindo a sessão, a Presidente da Comissão, Professora Thais Rotsen Correa – Orientadora, após dar conhecimento aos presentes do teor das normas regulamentares, passou a palavra ao candidato para apresentação de seu trabalho. Seguiu-se a arguição pelos examinadores com a respectiva defesa do candidato. Após a defesa, os membros da banca examinadora reuniram-se sem a presença do candidato e do público, para julgamento e expedição do resultado. Foi atribuída a seguinte indicação: o candidato foi considerado Aprovado por unanimidade condicionado às modificações sugeridas pela banca examinadora no prazo de 30 dias a partir da data de hoje. O resultado foi comunicado publicamente ao candidato pela Presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, a Presidente encerrou a reunião e lavrou a presente Ata, que será assinada por todos os membros participantes da banca examinadora. Belo Horizonte, 27 de fevereiro de 2024.

Documento assinado digitalmente



THAIS ROTSEN CORREA
Data: 27/02/2024 13:00:46-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof.ª. Thais Rotsen Correa (Orientadora)
Departamento de Estatística / UFMG

Documento assinado digitalmente



GUILHERME LOPES DE OLIVEIRA
Data: 27/02/2024 19:15:04-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Guilherme Lopes de Oliveira
DECOM / CEFET-MG

Documento assinado digitalmente



ILKA AFONSO REIS
Data: 27/02/2024 13:21:41-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof.ª Ilka Afonso Reis
Departamento de Estatística / UFMG

*Dedico esse trabalho à minha esposa e filhos,
pelo suporte, compreensão, constante presença
e incentivo, ao longo de toda jornada!*

AGRADECIMENTOS

Meus sinceros agradecimentos à Deus, fonte da vida!

A todos os docentes do curso de pós-graduação em Estatística da UFMG, pelas aulas de elevada qualidade, relevância e dedicação ao longo do curso, em especial à prof. Dra. Thaís Rotsen Correa pela valorosa orientação deste trabalho.

À UFMG e ao Departamento de Estatística pela oportunidade e trabalho incessante pela promoção da natureza humana.

Meus agradecimentos especiais à minha mãe, à toda trajetória de sacrifícios e exemplos de amor incondicional que moldaram o meu caráter e vida!

À minha esposa e filhos, muito obrigado pelo apoio e entendimento, razões de toda minha entrega e força nesta jornada!

Aos meus colegas o meu obrigado por todos os momentos de alegria e convívio ímpar nesse período, inspirando sobre o melhor da alma humana que busca sua superação constante.

“Sem dados, você é apenas uma pessoa qualquer com uma opinião”.

William Edward Deming

RESUMO

Nas atividades industriais, a aplicação de métodos estatísticos para controle e melhoria de processos foi, e ainda é, de extrema importância para a obtenção de resultados superiores nos processos produtivos. Este trabalho visa demonstrar o quanto a aplicação de métodos estatísticos de análise de dados pode contribuir para o entendimento do comportamento de variáveis de controle de produtos e de processos, permitindo atuar nas variáveis de maior significância estatística para a gestão do dia a dia nas empresas. Por meio da análise de um banco de dados industrial, e com a aplicação de técnicas de regressão linear múltipla, buscou-se avaliar as diferentes variáveis de produto e processo que impactam na resistência de aços da classe API 5L Graus X42Q e X60Q. Foram aplicadas diversas técnicas estatísticas para mensurar a importância relativa de itens de composição química da liga, da presença de desvios de processo nos tempos de tratamentos térmicos dos aços (tempos excessivos de tratamentos). Foram realizadas técnicas de análise de capacidade de processos, com vistas a verificar o nível de atendimento às especificações da norma aplicáveis de ambos os aços. Aplicou-se técnicas de escolha de modelos lineares para a obtenção de uma equação de regressão que seja significativa para o estudo do processo de produção dos graus escolhidos dos aços API 5L. No intuito de verificar a adequação do modelo regressivo final escolhido, aplicou-se técnicas de análise de resíduos do modelo para verificação da normalidade dos dados, e para a seleção de modelo final e escolha entre dois modelos finais obtidos na regressão linear, foi utilizado técnicas de para escolha de modelos e realizado os cálculos de índices como a estatística PRESS, Cp de Mallows, AIC (*Akaike Information Criterion*), além da análise do quadrado médio dos resíduos (QMRES) e análise da presença de multicolinearidade através do cálculo da estatística *Variance Inflation Factor* (VIF). Para o modelo final escolhido verificou-se a presença de autocorrelação nos resíduos através do teste de Durbin-Watson, e para a homogeneidade de variâncias utilizou-se os critérios de Breusch-Pagan, sendo constatado pelos respectivos testes de hipóteses que houve evidências estatísticas significativas da presença tanto da autocorrelação quanto da heterocedasticidade dos resíduos, demandando análises complementares posteriores em trabalhos futuros para o melhor entendimento das causas que levaram à rejeição os referidos testes. A utilização de técnicas de análise de capacidade e de regressão linear foram úteis e importantes para o entendimento do processo de produção dos aços API 5L Graus X42Q e X60Q, verificação da capacidade de atender as normas aplicáveis, bem como diferenciar os aços de forma comparativa entre suas especificações técnicas, além de indicar a importância relativa das variáveis de processo adotadas para a regressão linear e de seus controles para o processo produtivo da empresa.

Palavras-chave: capacidade de processo; regressão linear; aços API; modelos de regressão.

ABSTRACT

In industrial activities, the application of statistical methods to control and improve processes was, and still is, extremely important for obtaining superior results in production processes. This work aims to demonstrate how the application of statistical data analysis methods can contribute to understanding the behavior of product and process control variables, allowing action on variables of greater statistical significance for day-to-day management in companies. Through the analysis of an industrial database, and the application of multiple linear regression techniques, we sought to evaluate the different product and process variables that impact the resistance of API 5L class steels Grades X42Q and X60Q. Various statistical techniques were applied to measure the relative importance of items of chemical composition of the alloy, the presence of process deviations in the heat treatment times of steels (excessive treatment times). Process capacity analysis techniques were carried out, with a view to verifying the level of compliance with the applicable standard specifications of both steels. Techniques for choosing linear models were applied to obtain a regression equation that is meaningful for the study of the production process of the chosen grades of API 5L steels. In order to verify the adequacy of the final regressive model chosen, model residue analysis techniques were applied to verify the normality of the data, and for the selection of the final model and choice between two final models obtained in linear regression, techniques were used to choose models and perform the calculations of indices such as the PRESS statistic, Mallows Cp, AIC (Akaike Information Criterion), in addition to the analysis of the mean square of residuals (QMRES) and analysis of the presence of multicollinearity through the calculation of the Variance statistic Inflation Factor (VIF). For the final model chosen, the presence of autocorrelation in the residues was verified using the Durbin-Watson test, and for the homogeneity of variances, the Breusch-Pagan test was performed, with the respective hypothesis tests confirming that there was significant statistical evidence. of the presence of both autocorrelation and heteroscedasticity of the residuals, requiring further complementary analyzes in future work to better understand the causes that led to the rejection of the aforementioned tests. The use of capacity analysis and linear regression techniques were useful and important for understanding the production process of API 5L Grades X42Q and X60Q steels, verifying the ability to meet applicable standards, as well as differentiating the steels in a comparative manner between its technical specifications, in addition to indicating the relative importance of the process variables adopted for linear regression and its controls for the company's production process.

Keywords: process capability; linear regression; API steels; regression models.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -Esquema representativo da máquina de ensaios de tração.	16
Figura 2 - em (a) Curva Tensão x deformação com evidência para o limite de proporcionalidade P. Em (b) Curva Tensão x deformação de engenharia evidenciando o limite de resistência à Tração (ponto M).....	17
Figura 3 - Estabilidade em processos.	23
Figura 4 Relações entre os índices Cp e Cpk, com valores Cpu decrescentes.	25
Figura 5 - Correspondência dos pontos das observações e os erros na regressão.	27
Figura 6 - Gráficos com sugestão de não normalidade nos dados.....	31
Figura 7 - Região de rejeição para análises bicaudais no teste de hipóteses com IC de 95%..	32
Figura 8 - Histogramas para RT dos aços estudados.....	34
Figura 9 - Testes de normalidade para RT dos aços X42Q (a) e X60Q (b).	35
Figura 10 - Boxplot para RT dos aços estudados.	35
Figura 11 - RT versus Tempo excessivo de forno (0 = tempo normal padrão; 1 = Tempo excessivo presente, maior que o padrão), pra o aço grau X42Q.	36
Figura 12 - RT versus Tempo excessivo de forno (0 = tempo normal padrão; 1 = Tempo excessivo presente, maior que o padrão), pra o aço grau X60Q	37
Figura 13 - Análises de capacidade para a RT dos aços X42Q (a) e X60Q (b).	39
Figura 14 - Análises de capacidade para a LE para os aços X42Q (a) e X60Q (b).....	40
Figura 15 - Matriz de correlações de Pearson.	41
Figura 16 - Painel com gráficos de dispersão.....	42
Figura 17 - Gráficos de dispersão para a relação de RT x LE nos aços. Em (a) RT x LE (MPa), e em (b) RT x AL(%).	43
Figura 18 - Gráfico de dispersão para a relação de RT com os elementos químicos dos aços (valores de escala omitidos por proteção de dados industriais).....	44
Figura 19 - Análise de resíduos: em (a) para o aço X42Q e em (b) para o aço X60Q.....	46
Figura 20 - Resíduos estratificados para os dois aços analisados.	46
Figura 21 - Resíduos para as variáveis significativas.....	47
Figura 22 - RT por lote para o aço X42Q.....	48
Figura 23 - RT por lote para o aço X60Q.....	48

LISTA DE TABELAS

Tabela I - Descrição das variáveis do estudo.	21
Tabela II - Relação entre o índice Cpk, a escala sigma, o nível de conformidade do processo (%) e o nível de defeitos ou não conformidades em partes por milhão (ppm).	26
Tabela III - Análise descritiva dos dados de RT para os aços.	34
Tabela IV - valores mínimos e máximos de LE e RT da norma API para os aços X42Q e X60Q.	37
Tabela V - Dados comparativos dos modelos regressivos ajustados.	45

LISTA DE SIGLAS

API	<i>American Petroleum Institute</i>
RT	Resistência à tração
LE	Limite de escoamento
AL	Alongamento do Corpo de Prova em tração
HF	<i>High Temperatura Furnace</i>
TF	<i>Treatment Furnace</i>
CP	Corpo de Prova

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
2. OBJETIVOS	15
2.1 GERAL	15
2.2 ESPECÍFICOS	15
3. PROPRIEDADES MECÂNICAS DOS AÇOS	16
3.1 OS LIMITES DE ESCOAMENTO (LE) E DE RESISTÊNCIA (RT)	17
3.2 O PROCESSO DE PRODUÇÃO DE AÇOS API 5L GRAU X	18
3.4 A COMPOSIÇÃO QUÍMICA DO AÇO.....	19
4. METODOLOGIA	21
4.1 VARIÁVEIS INDEPENDENTES ADOTADAS NO ESTUDO	21
4.2 CONTROLE ESTATÍSTICO E CAPACIDADE EM PROCESSOS	22
4.3 ÍNDICES DE CAPACIDADE	24
4.4 REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA (RLM)	26
4.4.1 Qualidade do ajuste da equação de regressão	28
4.4.2 Análise de correlação	28
4.4.3 Análise de multicolinearidade.....	29
4.4.4 Técnicas para escolha entre modelos de regressão	29
4.5 ANÁLISE DE RESÍDUOS	30
4.6 TESTE DE NORMALIDADE.....	31
4.7 TESTE T PARA MÉDIAS DE AMOSTRAS INDEPENDENTES.....	32
4.8 ESCOLHA DOS MODELOS DE REGRESSÃO	33
5. RESULTADOS	34
5.1 ANÁLISE DESCRITIVA.....	34
5.2 ANÁLISE DE CAPACIDADE	37
5.3 ANÁLISE DE CORRELAÇÃO	41
5.4 ANÁLISE DE REGRESSÃO	44
5.4.1 Avaliação de Resíduos	45
6 CONCLUSÃO	49
7 REFERÊNCIAS	50
8 APÊNDICE	51
APÊNDICE A: BOXPLOT PARA AS VARIÁVEIS LE, AL E COMPOSIÇÃO QUÍMICA	

DOS AÇOS X42Q (À ESQUERDA EM CADA GRÁFICO) E X60Q:.....	51
APÊNDICE B: TESTE ANOVA PARA RT DOS AÇOS X42Q E X60Q	52
APÊNDICE C: TEST-T PARA MÉDIAS DE RT COM E SEM TEMPO EXCESSIVO DE FORNO.....	53
APÊNDICE D: SAÍDA DO R PARA O TESTE T PARA O AÇO GRAU X60Q COM E SEM PRESENÇA DE TEMPO EXCESSIVO DE TRATAMENTO.....	54
APÊNDICE E: SCRIPTS UTILIZADOS E SAÍDA DO R PARA O AJUSTE DE REGRESSÃO E TABELA ANOVA:	55
APÊNDICE F: SCRIPTS DO TRABALHO	56

1. INTRODUÇÃO

As propriedades mecânicas dos aços são normalmente estimadas através de testes laboratoriais de tração uniaxial de corpos de prova, os quais são extraídos diretamente dos produtos elaborados industrialmente. Estas medições revelam a variação nos processos e seus efeitos nas propriedades mecânicas dos lotes produzidos a partir da análise do comportamento mecânico em tração, de diversas bateladas (corridas) produzidas na Aciaria. Com vistas a atender às rigorosas aplicações desses aços, as empresas adotam, em seu sistema de gestão, ações de controle e melhoria de processos, visando otimizar o desempenho dos seus produtos junto a seus clientes, com foco na redução contínua de perdas de produtos e elevação de produtividade nos processos produtivos, otimizando lucro operacional e a satisfação dos clientes.

O presente trabalho visou analisar um banco de dados de uma empresa siderúrgica, relativos à produção de aços da classe API 5L Graus X42Q e X60Q, tendo como variável de interesse (variável-resposta) o Limite de Resistência à Tração (RT) obtido em laboratório. Igualmente, para os dados de saída dos testes de tração laboratoriais, foram avaliadas as características da qualidade de limite de escoamento (LE) e alongamento total (AL), como variáveis independentes. Além de LE e AL, outras variáveis independentes relativas às composições químicas foram avaliadas, sendo elas a porcentagem em peso dos principais elementos químicos: Carbono – C, Titânio - Ti, Molibdênio - Mo, Cromo - Cr, Nitrogênio – N, e o Carbono equivalente - C_{eq} (determina uma média ponderada entre silício (Si), fósforo (P) e enxofre (S) no aço). Adicionalmente, foram avaliados os tempos de processamento termofísico aplicáveis aos aços, que receberam tratamentos térmicos em três fornos, através de análises da presença ou não de tempo excessivo de tratamento nos fornos (tempos acima do máximo previsto no padrão de processo), mantendo-se o critério de sequenciamento de produção por corridas da Aciaria. Por fim, o fator grau do aço (X42Q ou X60Q) foi adicionado para o estudo de regressão linear múltipla, totalizando doze variáveis independentes de interesse.

2. OBJETIVOS

2.1 GERAL

Estudar os níveis de resistência mecânica obtidos no processamento dos aços X42Q e X60Q através de análise do banco de dados de produção, e caracterizar estatisticamente as principais diferenças (ou semelhanças) entre os aços, quantificando a importância relativa das variáveis independentes utilizadas para obtenção do modelo de regressão para a resistência total dos aços (RT), frente às especificações em norma.

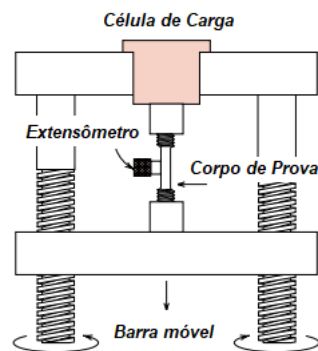
2.2 ESPECÍFICOS

- Avaliar o nível de conformidade do processo atual frente às especificações para os graus dos aços estudados (atender à resistência mínima prevista em norma API 5L).
- Obter modelos de regressão representativos da variável resposta Limite de Resistência à Tração (RT) em função do tipo de aço (grau - variável *dummy*), composição química e condições de tratamentos termofísicos aplicados.
- Avaliar a influência do tempo excessivo de tratamento térmico no limite de resistência dos aços.

3. PROPRIEDADES MECÂNICAS DOS AÇOS

A forma mais comum de avaliar a propriedade mecânica de aços, em geral, é o teste de tração uniaxial de corpos de prova extraídos dos produtos siderúrgicos. Neste ensaio, um corpo de prova com área de seção reta padronizada é submetido a uma força de tração uniaxial nas máquinas de ensaios mecânicos (Figura 1). Ao corpo de prova é acoplado um extensômetro que irá medir o alongamento total sofrido por ele até a sua ruptura.

Figura 1 -Esquema representativo da máquina de ensaios de tração.



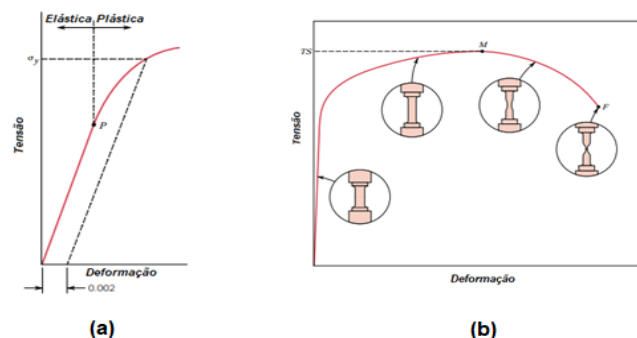
Fonte: (CALLISTER, 2007).

É possível observar na Figura 2(a) (CALLISTER, 2007) que, ao se elevar a tensão σ na máquina de tração, o material se comporta de forma elástica durante a deformação até o limite de proporcionalidade representado pelo ponto P, e, uma vez aliviada a tensão aplicada, retorna ao ponto de origem, anulando a deformação elástica sofrida em sua totalidade, mantendo o comprimento inicial do corpo de prova antes da aplicação da tensão. A partir do ponto P, rumo a tensões superiores, há uma mudança no comportamento do material, que passa a deslocar seus átomos de forma definitiva, o que é conhecido por deformação plástica permanente do material. Após aliviada a carga aplicada acima desse ponto, o aço não retornará mais a sua forma original, mantendo um alongamento percentual final positivo ($AL > 0$). Caso a tensão continue a se elevar, acima da região inicial de deformação plástica, irá, em determinado ponto, iniciar o processo de ruptura do aço, através do escoamento dos átomos nos seus planos atômicos de maior densidade, levando à falha final estrutural, com a separação do corpo de prova em duas

partes, determinando, assim, a máxima resistência que o material suporta no esforço de tração uniaxial, o chamado Limite de Resistência à Tração (RT) do aço (valor obtido no ponto de máximo da curva tensão σ versus deformação). Na Figura 2(b) ilustra-se a contínua deformação plástica do material entre o ponto M (ponto de máxima tensão) e a sua ruptura no ponto F (tensão de ruptura), evidenciando a diminuição progressiva da seção reta do corpo de prova, fenômeno conhecido por estrição.

Na Figura 2 (a) apresenta-se a curva típica de Tensão x Deformação de um corpo de prova submetido à uma tensão uniaxial. O ponto P representa o limite de proporcionalidade (elasticidade segundo a Lei de Hook), e σ_y representa o Limite de escoamento do Material (LE), a partir do qual já ocorre deformação plástica permanente no material (critério de 0,2% de deformação permanente). Na Figura 2(b) o ponto M demarca a tensão máxima obtida (TS – *tensile strength*) na etapa de deformação plástica sofrida pelo corpo de prova (CALLISTER, 2007) neste trabalho denominada de RT.

Figura 2 - em (a) Curva Tensão x deformação com evidência para o limite de proporcionalidade P. Em (b) Curva Tensão x deformação de engenharia evidenciando o limite de resistência à Tração (ponto M).



Fonte: (CALLISTER, 2007)

3.1 OS LIMITES DE ESCOAMENTO (LE) E DE RESISTÊNCIA (RT)

O Limite de escoamento (LE) do material é determinado na região de transição dos comportamentos elástico e plástico do material, ou seja, próximo à região de mudança do

comportamento da curva de tração em tensões mais elevadas, onde se inicia a deformação plástica permanente do material. É conhecida a relação linear entre o LE e AL (VAN VLACK, 2000) verificada empiricamente, e também sabe-se que quanto maior for a inclinação da curva da zona elástica do aço, maior o seu chamado “Módulo de Elasticidade” e de forma mais intensa deve ser a aplicação da carga trativa para que se efetue deformações elásticas do material, o que se relaciona à sua rigidez elástica. A composição química do aço é o fator determinante para essa propriedade, pois dada a forma como são estabelecidas as ligações químicas dos elementos adicionados à liga, bem como o seu posicionamento na estrutura cristalina, serão determinados os esforços mínimos para que se promova uma deformação permanente no material (DIETER et al., 1981), o que significa, fisicamente, romper as ligações químicas estabelecidas entre estes átomos.

Quando o aço é submetido a tratamentos termofísicos, ou seja, aquecidos e mantidos em temperaturas e tempos determinados por ciclagens térmicas padronizadas, há alterações significativas na sua estrutura interna, alterando fases e constituintes que modificam a dureza dos aços e a sua resposta mecânica nos testes uniaxiais de tração. É de suma importância o controle de temperaturas e de tempos de tratamentos para evitar perturbações indesejadas nos valores de RT.

3.2 O PROCESSO DE PRODUÇÃO DE AÇOS API 5L GRAU X

Os aços tratados termicamente possuirão alterações em sua microestrutura capazes de alterar o nível de resistência máxima do aço (tratamento de têmpera), e por isso a escolha de temperaturas adequadas a estes ciclos é fundamental para o ganho esperado na resistência.

Em geral, nas usinas siderúrgicas, o tratamento térmico de têmpera dos aços API 5L possui dois estágios, sendo o primeiro o forno de austenitização e o segundo o forno de revenimento.

O forno de austenitização é a etapa de mais alta temperatura, onde a microestrutura do aço é preparada através da produção de uma fase do ferro conhecida como Austenita. A partir da Austenita o aço é levado a um resfriamento intenso, denominado etapa de Têmpera. O produto da têmpera é o constituinte denominado Martensita, caracterizado por ser uma estrutura de elevada dureza e que promove intenso aumento nos valores de RT nos aços. É imediatamente

após terminada essa fase que se transfere o aço para o segundo estágio, o tratamento de revenimento, onde em temperaturas mais baixas o aço irá reduzir a sua dureza, e, portanto, o seu valor de RT, adequando-o às especificações do cliente para a resistência mecânica requerida, entre outras características da qualidade especificadas (KRAUSS, 2005).

Na etapa inicial, de austenitização, o forno pode ser ajustado em diferentes níveis de temperatura, determinando o chamado ciclo de tratamento, onde há um padrão operacional que especifica a temperatura máxima e tempo em permanência nesta temperatura, para cada tipo de aço e ou especificação do cliente. No forno há um cadastro específico do ciclo térmico para cada tipo de aço e propriedades requeridas, para as duas etapas de tratamento, e qualquer anormalidade é registrada para permitir a rastreabilidade de alterações nas características de controle (especificações) do produto.

Na etapa do tratamento no forno de revenimento o aço é tratado em temperaturas mais baixas, impedindo a nova austenitização de sua microestrutura. Na verdade, o que se deseja nessa etapa é a produção de uma estrutura modificada, a partir da anterior obtida no resfriamento acelerado (a martensita revenida). Na saída dessa etapa no forno, a uma temperatura baixa que não mais modifica a estrutura do aço, o aço deve apresentar aí, a sua resistência mecânica final.

3.4 A COMPOSIÇÃO QUÍMICA DO AÇO

Na produção do aço, há a participação de diferentes elementos químicos que constituirão a estrutura do aço e que, por isso, determinarão as suas propriedades mecânicas e comportamento na aplicação final. Basicamente o aço é constituído de Ferro (Fe), Carbono (C, abaixo de 2% em peso), residuais de Fósforo (P) e Enxofre (S), prejudiciais às suas propriedades quanto em maiores teores, e elementos comumente adicionados para ajustes de propriedades como Manganês, Silício, Cromo, Níquel, Titânio, Vanádio, Molibdênio entre outros.

A resistência à tração dos aços depende da ação de cada elemento químico na liga metálica constituída. Em geral, os elementos químicos apresentam as seguintes influências na resistência à tração dos aços (DIETER, 1984):

- Exercem ação de bloqueio ao deslizamento de planos cristalinos durante o esforço de tração, aumentando assim a força aplicada necessária para a deformação, elevando o seu limite de resistência à tração.
- Exercem ação de elevação das forças de ligação atômica entre os metais presentes, elevando o limite de resistência à tração e a dureza dos aços.
- Propiciam alteração na distribuição de fases e constituintes nos aços, como fases mais dúcteis como a ferrita ou austenita, ou constituintes que elevam a resistência mecânica dos aços, como a perlita, martensita, bainita e outros.
- Elevam a resistência à corrosão, como as adições de níquel e cromo nos aços, através da passivação superficial que promovem com a formação de óxidos estáveis que são inibidores da continuidade da corrosão em camadas mais profundas a partir da superfície.
- Elevam a tenacidade dos aços, ou seja, aumentam a capacidade de absorção de energia durante impactos, evitando ruptura precoce ou catastrófica na aplicação final.
- Elevam a ductilidade dos aços, ou seja, elevam a capacidade do aço de se deformar sem romper precocemente, reduzindo a sua fragilidade.
- Elevam a resistência superficial à abrasão, através da formação de carbonetos, nitretos, carbonitretos, que promovem uma maior resistência à abrasão por serem partículas extremamente duras e quando dispersas finamente e homoganeamente distribuídas na superfície protegem o aço contra desgastes abrasivos. Elementos como o Nióbio, Titânio, Tungstênio, Molibdênio, Vanádio e com a participação do Nitrogênio e Carbono em alguns aços são exemplos de elementos químicos usuais encontrados.

4. METODOLOGIA

O banco de dados utilizados para o presente estudo é formado por 86 observações de produções de aços API dos Graus X42Q e por 129 observações de produções de aços X60Q, na ordem do registro de produção por grau de aço (sequenciamento de corridas na aciaria), com um total de 12 variáveis independentes para estudo do comportamento da variável resposta RT.

A variável resposta RT foi registrada em MPa (megapascal) e a comparação com os valores de norma em *psi* foi feita através do fator de conversão $1psi: 0,00689476$ MPa.

As análises foram realizadas com a utilização dos softwares Minitab14 e R (R Version 4.3.1 – *Beagle Scouts* e interface gráfica RStudio).

4.1 VARIÁVEIS INDEPENDENTES ADOTADAS NO ESTUDO

Foram escolhidas algumas variáveis disponíveis no banco de dados para o presente estudo, definidas como mostra a Tabela I:

Tabela I - Descrição das variáveis do estudo.

Variável	Tipo	Descrição	Unidade
RT*	<i>resposta</i>	Limite de resistência à Tração	MPa
LE*	<i>independente</i>	Limite de Escoamento	MPa
AL*	<i>independente</i>	Alongamento	%
C	<i>independente</i>	Carbono	% em peso
Ceq**	<i>independente</i>	Carbono equivalente	% em peso
N	<i>independente</i>	Nitrogênio	% em peso
Ti	<i>independente</i>	Titânio	% em peso
Mo	<i>independente</i>	Molibdênio	% em peso
N	<i>independente</i>	Nitrogênio	% em peso
Cr	<i>independente</i>	Cromo	% em peso
txcHF***	<i>independente</i>	Tempo excessivo forno HF	bin (0 ou 1)
txcTF1***	<i>independente</i>	Tempo excessivo forno TF1	bin (0 ou 1)
txcTF2***	<i>independente</i>	Tempo excessivo forno TF2	bin (0 ou 1)
Grau	<i>dummy (X42Q ou X60Q)</i>	Grau do aço API	bin (0 ou 1)

Fonte: elaborado pelo autor

* Variáveis de saída no ensaio mecânico de tração uniaxial com RT: LE e AL.

** Variáveis que impactam a resistência total (RT) advindas dos teores de composição química de cada aço: C, Ceq (média ponderada de outros elementos de liga nos aços, como Manganês, Silício, Cobre, Níquel e Boro, definidos em norma), N, Ti, Mo, N e Cr.

*** Variáveis que afetam os valores médios de RT por processamento termofísico na linha produtiva: tempos de tratamentos nos fornos (tempos excessivos de tratamentos nos fornos).

4.2 CONTROLE ESTATÍSTICO E CAPACIDADE EM PROCESSOS

Na produção dos tubos API, é de suma importância que o limite de resistência, e igualmente o limite de escoamento do aço, atendam à norma aplicável. Ao longo dos lotes produzidos, deseja-se uma repetibilidade adequada do processo, que se traduz na estabilidade de propriedades dentro dos limites estabelecidos pela norma. Os valores médios, mínimos e máximos encontrados nos ensaios mecânicos laboratoriais devem ser devidamente registrados nos documentos dos controles de qualidade do produto de rotina, sendo base para a tomada de ação corretiva quando alertas são identificados nas cartas de controle de processo. Os indicadores de resistência mecânica à tração (RT) e o limite de resistência elástica (LE) são parâmetros críticos para o cliente e devem ser monitorados constantemente. Deseja-se que haja um controle de propriedades nos lotes produzidos de tal forma que não sejam extrapolados os limites estabelecidos por norma.

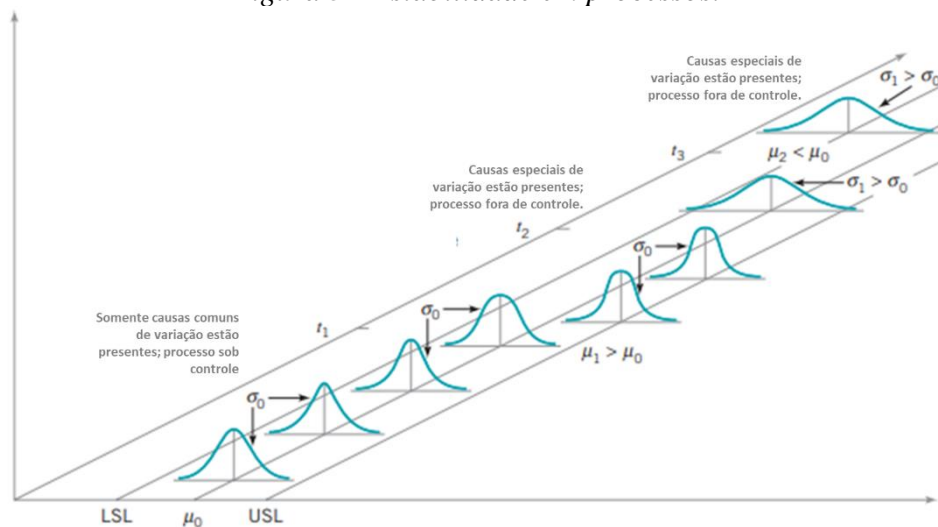
Para essa análise de estabilidade de processo é comum o uso de cartas de controle. Histogramas são geralmente utilizados para análises da capacidade do processo em atender as especificações dos clientes (e portanto, da norma). Para isso, os valores amostrais dos lotes produzidos são base para a emissão dessas cartas de controle e estudos de capacidade do processo, acompanhadas pela área de engenharia de produto.

Deseja-se que ao longo do tempo o processo apresente variabilidade baixa e constante ao longo do tempo (homocedasticidade), permitindo o atendimento das normas com baixa ou nenhuma perda de produtos, idealmente (MONTGOMERY; RUNGER, 2003). A presença de um comportamento heterocedástico das variáveis de controle de processo torna imprevisível o nível de aprovação do processo, o que redundará em elevados custos de sucateamento e/ou retrabalhos no processo. Portanto, devem ser acompanhados tanto a média quanto a variância dos valores de RT na rotina de controle da engenharia do processo produtivo.

Segundo Montgomery (MONTGOMERY, 2001), um processo apresenta uma variação natural, inerente ao projeto do processo, que sempre existirá, levando a um comportamento no qual se espera que haja baixa variabilidade ao longo do tempo. Esta variação natural ocorre quando o processo sofre efeito apenas causas naturais de variação. Em oposição, o autor cita que, quando há a presença de causas não comuns (ou assinaláveis) no processo, verifica-se que este se comporta de maneira imprevisível ou fora de controle estatístico. Portanto, em um

processo fora de controle, a média de uma variável de controle (característica da qualidade de interesse) é alterada ao longo do tempo, bem como o seu desvio-padrão não se mantém constante, tornando a previsibilidade de comportamento e a sua estabilização impraticável, como mostra a Figura 3. Inicialmente o processo mantém sua média μ_0 e desvio-padrão σ_0 estáveis ao longo do tempo até o tempo t_1 . Em t_2 o processo sofreu alteração em sua média (agora μ_1) e desvio-padrão σ_0 inalterado. Em t_3 , nova alteração de média (agora $\mu_2 < \mu_1$) e desvio-padrão ($\sigma_1 > \sigma_0$). Assim, após o tempo t_1 , tem-se um processo fora de controle estatístico.

Figura 3 - Estabilidade em processos.



Fonte: adaptado de Montgomery (2001)

Um processo produtivo deve se atentar para a engenharia de processo que permita produzir valores para os indicadores de qualidade que atendam às especificações estabelecidas pelas normas, ou seja, o processo deve ser capaz de atender às especificações dos clientes. A análise de capacidade do processo permite avaliar o desempenho do processo produtivo em relação ao atendimento à norma aplicável, através do cálculo dos índices de capacidade.

Para o cálculo dos índices de capacidade é preciso conhecer o valor médio (μ) e o desvio-padrão (σ) populacionais para o indicador de qualidade quando o processo está sob controle, além dos valores estabelecidos pela norma, pela empresa ou pelo cliente: limite inferior de especificação (LIE) e limite superior de especificação (LSE). Quando a média μ é igual a média do intervalo de especificação $(LIE + LSE) / 2$, tem-se um processo centralizado. Caso contrário, o processo está descentralizado.

Na prática, μ e σ são estimados a partir de uma amostra retirada do processo quando

estável (sob controle). A média μ é estimada pela média amostral. Já para o desvio padrão σ existem mais de um estimador possível. Um estimador comumente utilizado para σ é \bar{R}/d_2 (MONTGOMERY, 2001), onde \bar{R} é a amplitude média dos dados coletados em cada amostra e d_2 é uma constante de correção de viés tabelada para elaboração de cartas de controle, dependente do tamanho da amostra adotado.

É de extrema importância a análise da estabilidade do processo para que se possa analisar com maior confiabilidade a capacidade do processo. Um processo instável, torna-se imprevisível, e, portanto, não se pode calcular com exatidão os índices de capacidade que representem o nível de atendimento às especificações dos clientes ou da norma. Uma vez atendido o critério de estabilidade do processo, é possível analisar o nível de não-conformidade do processo, estável e normal, através dos valores estatísticos da área de rejeição dos histogramas que estejam abaixo ou acima dos limites de especificação para a variável de interesse.

4.3 ÍNDICES DE CAPACIDADE

No intuito de se expressar quantitativamente a capacidade do processo, utiliza-se o índice C_p (*Process Capability Ratio*), que é a razão entre os limites permitidos de variação (amplitude dos limites de especificação do processo ou produto) e seis vezes o desvio-padrão populacional (variação do processo). O índice C_p (MONTGOMEY, 2003) pode ser calculado por:

$$C_p = \frac{LSE-LIE}{6\sigma} , \quad (1)$$

onde LSE é o “limite superior de especificação”, LIE é o “limite inferior de especificação” e σ é o desvio-padrão populacional da variável de interesse.

O índice C_p deve ser utilizado em processos centralizados com especificações bilaterais estabelecidas. Para avaliar a capacidade de processos descentralizados, ou com especificações unilaterais, utiliza-se o índice C_{pk} (Índice de Capacidade de Processos para especificações unilaterais ou de processos descentralizados). O índice C_{pk} pode ser calculado por:

$$C_{pk} = \text{mínimo}[C_{pl}; C_{pu}] \quad (2)$$

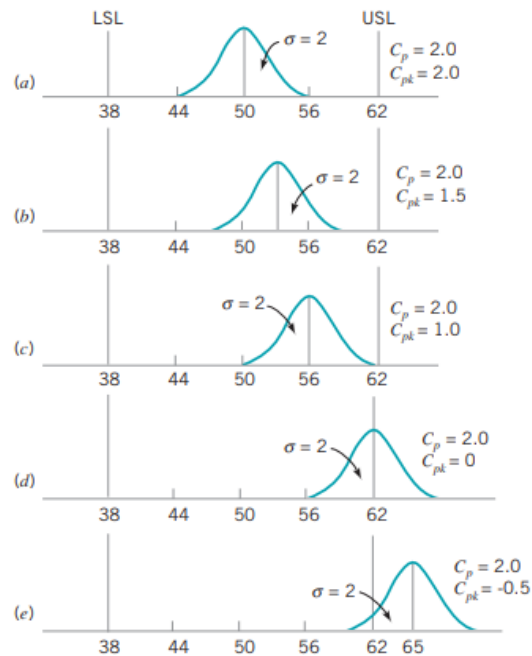
Para processos com especificação unilateral, são utilizados os índices abaixo:

- $C_{pl} = \frac{\mu - LIE}{3\sigma}$: Índice de capacidade para o limite inferior de especificação.
- $C_{pu} = \frac{LSE - \mu}{3\sigma}$: Índice de capacidade para o limite superior de especificação,

onde LSE, LIE e σ são como definidos na equação (1).

É possível observar que em um processo centralizado, os valores de C_p se igualam ao C_{pk} , pois a média do processo definirá iguais intervalos de variação permitida para C_{pl} e C_{pu} , como mostra a Figura 4 (MONTGOMERY, 2001).

Figura 4 Relações entre os índices C_p e C_{pk} , com valores C_{pu} decrescentes.



Fonte: Montgomery, 2001.

Ao se calcular os valores de C_{pl} e C_{pu} escolhe-se o menor número obtido como sendo o valor do índice C_{pk} , de forma que, por determiná-lo assim, estabelece-se a maior perda ou não conformidade esperada frente aos limites de especificação adotados, portanto, o pior cenário de desempenho a ser otimizado. Os valores de C_p são conhecidos por ser a capacidade potencial do processo, enquanto o C_{pk} por ser a capacidade atual do processo (basta centralizar o processo que haverá um aumento da capacidade naturalmente do processo, mantidas o seu desvio-padrão inalterado). A tabela XXX demonstra os valores esperados para o índice C_{pk} e a classificação esperada no processo analisado:

Tabela II - Relação entre o índice Cpk, a escala sigma, o nível de conformidade do processo (%) e o nível de defeitos ou não conformidades em partes por milhão (ppm).

Escala Sigma	Conformidade (%)	Não Conformidade (ppm)	Cpk	Classificação
1 σ	68,27%	317.300	0,33	Incapaz
2 σ	95,45%	45.500	0,67	Incapaz
3 σ	99,73%	2.700	1,00	Aceitável
4 σ	99,99%	63	1,33	Capaz
5 σ	99,99994%	0,6	1,67	Capaz
6 σ	99,9999998%	0	2,00	Excelência

Fonte: elaborado pelo autor

Há ainda os índices P_p e P_{pk} , elaborados e recomendados pela *Automotive Industry Action Group* (AIAG), que diferem dos índices C_p e C_{pk} por não necessitarem ser calculados sobre processos em controle estatístico, ou seja, submetido apenas a causas comuns de variação. Os índices estabelecidos pela AIAG podem ser calculados por:

$$P_p = \frac{LSE - LIE}{6s} \quad (3)$$

$$P_{pk} = \text{mínimo} \left[\frac{LSE - \mu}{3s}; \frac{\mu - LIE}{3s} \right] \quad (4)$$

Nestes índices os valores do desvio-padrão utilizados são os desvios amostrais “s”, estimados por amostragens do processo ou produto, com (n-1) graus de liberdade (desvio-padrão amostral). Apesar dessa recomendação, há muitas divergências na literatura quanto a sua utilidade para uso em processos instáveis (MONTGOMERY, 2001).

4.4 REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA (RLM)

Para avaliar a relação entre k variáveis independentes X_i ($i = 1, 2, \dots, k$), para com a variável dependente “y” de interesse (característica da qualidade) pode-se utilizar a técnica de regressão linear múltipla, onde o modelo de regressão linear pode ser descrito por:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (5)$$

Na expressão, β_i ($i = 1, 2, \dots, k$) é o coeficiente da regressão para a *i-ésima* variável independente, β_0 é o intercepto linear (valor médio de Y quando as variáveis independentes X_i

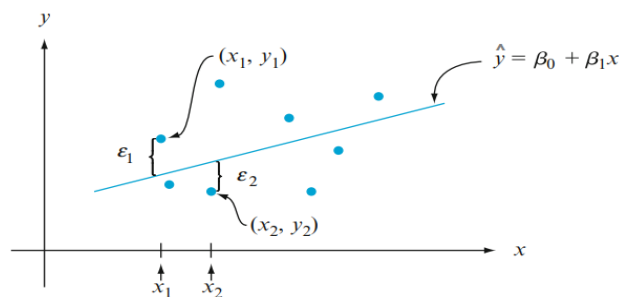
são nulas), e ϵ é o erro de estimação do modelo. As regressões lineares devem ser executadas obedecendo a requisitos mínimos para sua validação (MONTGOMERY, 2012):

1. Linearidade entre a variável dependente e as variáveis independentes do modelo.
2. Variância constante dos erros, ou seja, os erros devem ser variáveis aleatórias com média zero e variância σ^2 constante (homocedasticidade).
3. Os erros devem possuir distribuição normal.
4. Não deve haver correlações entre as variáveis independentes X_i ($i = 1, 2, \dots, k$), ou seja, elas devem ser independentes entre si. A associação entre as variáveis independentes é conhecida como multicolinearidade

Através de gráficos de dispersão dos resíduos, testes estatísticos para a verificação da suposição de homocedasticidade (teste de *Breusch-Pagan*), e critérios de verificação da multicolinearidade (*VIF*), estabelecem-se critérios de aprovação dos pressupostos para efetividade do modelo regressivo obtido (MONTGOMERY, 2012).

Para o caso de uma regressão linear simples (apenas inserida uma única variável independente no modelo, tal que $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \epsilon$), os coeficientes da reta de regressão são estimados através da aplicação do Método dos Mínimos Quadrados (MMQ). Nesse método encontra-se a reta ajustada de tal forma que a soma dos resíduos ($y - \hat{y}$) seja nula ou o mais próximo de zero possível. Valores acima da reta ajustada \hat{Y} possuem o valor de $(y - \hat{y}) > 0$ e abaixo valores de $(y - \hat{y}) < 0$, ou nulos quando $(y = \hat{y})$. A Figura 5 ilustra, a reta ajustada \hat{Y} obtida pelo método dos mínimos quadrados, a partir de algumas observações plotadas em um gráfico de dispersão (onde x_1, x_2, \dots, x_n são os valores amostrais da variável independente X).

Figura 5 - Correspondência dos pontos das observações e os erros na regressão.



Fonte: adaptado de Devore, J.L e Berk, K.N, 2012.

4.4.1 Qualidade do ajuste da equação de regressão

Para analisar a qualidade do ajuste da reta em regressões lineares múltiplas (precisão do modelo), utiliza-se o coeficiente de determinação R^2 ajustado. Ele é obtido através da seguinte expressão (LAPPONI, 2005):

$$R^2 = \frac{\sum_1^n (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum_1^n (y_i - \bar{y})^2}, \text{ e } R^2_{adj} = 1 - \left[\frac{(n-1)}{(n-k-1)} \right] * (1 - R^2) \quad (6)$$

onde k é o número de variáveis independentes, n é o tamanho da amostra, e \bar{y} é a média da variável resposta Y .

Naturalmente, o valor de R^2 cresce com o aumento do número de covariáveis (k). O R^2 ajustado reduz o valor do R^2 , corrigindo então esta superestimação. Assume-se que modelos com maior valor do R^2 ajustado possuam maior precisão de predição dos valores da variável resposta do modelo.

4.4.2 Análise de correlação

Na análise de modelos de regressão se faz necessário analisar a correlação, tanto entre as variáveis independentes e a variável resposta quanto entre as variáveis independentes entre si. Utiliza-se para esse objetivo o coeficiente de correlação de Pearson r_{xy} (LEVINE et al, 2017). Este índice indica o grau de associação linear entre duas variáveis X e Y e é dado por:

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

onde x_i e y_i são os valores das observações individuais e \bar{x} e \bar{y} são as suas respectivas médias.

4.4.3 Análise de multicolinearidade

A presença de correlação entre as variáveis independentes aumenta o valor dos erros-padrões das variáveis independentes, podendo tornar algumas insignificantes no modelo. Para analisar o efeito da correlação entre as variáveis preditoras, utiliza-se o índice *VIF* (*Variance Inflation Factor* ou Fator de Inflação da Variância). Se todos os valores de *VIF* para as variáveis independentes forem iguais a 1, não há correlação entre elas. Entretanto, para valores de *VIF* > 5, assume-se que a multicolinearidade está presente, e a solução para isso é a remoção da variável preditora do modelo (AKINWANDE et al, 2015).

O fator *VIF* (MONTGOMERY, 2012) pode ser calculado por:

$$VIF_i = \frac{1}{1-R_j^2}, \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, k, \quad (8)$$

onde R_j^2 é o coeficiente de determinação do modelo de regressão ajustado com a variável explicativa j como resposta e as demais como explicativas.

4.4.4 Técnicas para escolha entre modelos de regressão

Há vários índices úteis para a avaliação e escolha entre modelos de regressão. Os mais conhecidos são:

- *AIC* (*Akaike Information Criterion*), dado por:

$$AIC = n \ln(SSE) - 2\ln(n) + 2k, \quad (9)$$

onde *SSE* é a soma dos quadrados dos resíduos, n é o número de observações, k é o número de variáveis do modelo.

- *PRESS* (*Prediction Sum of Squares*), dado por:

$$PRESS = \sum_i^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (10)$$

Estes dois índices são medidos de erro. Portanto, para ambos se escolhe os modelos com os menores valores obtidos.

- C_p de Mallows, dado por:

$$C_p = \frac{SQ_{res}}{\sigma^2} + 2p - n, \quad (11)$$

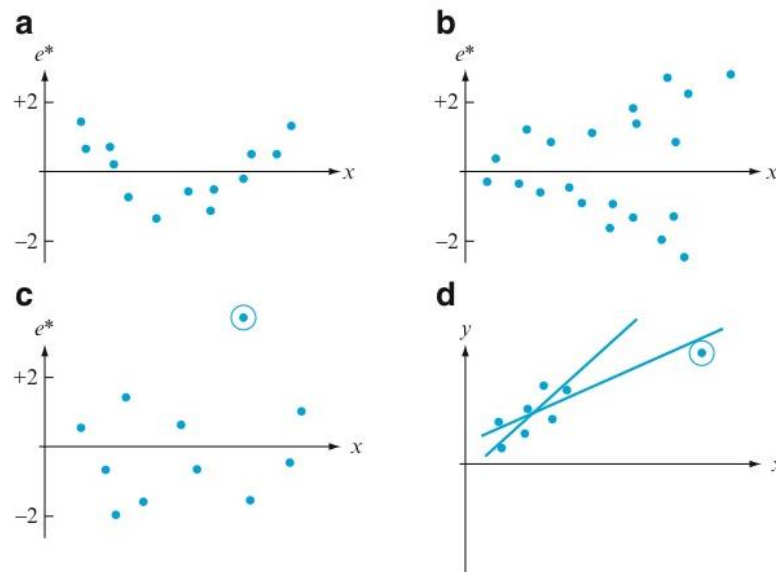
onde σ^2 é a variância do modelo estimada pelo quadrado médio dos resíduos do modelo que inclui todas as covariáveis, p é o número de variáveis no modelo e n o número de observações.

4.5 ANÁLISE DE RESÍDUOS

Para que seja validado o modelo de regressão, é necessário verificar a validade das suposições adotadas e das conseqüentes inferências realizadas. Essa etapa é conhecida como análise de diagnóstico, e deve ser conduzida uma análise dos resíduos do modelo, como a validade da suposição de que os resíduos possuem distribuição normal. Um teste amplamente utilizado é o de Shapiro-Wilk, e a análise dos resíduos fornece informações importantes quanto a esse requisito. Os resíduos do modelo de regressão auxiliam na investigação da adequação do modelo e das suposições de que os erros sejam variáveis aleatórias não correlacionadas, com média zero e variância constante, normalmente distribuídos (averiguados pelo teste de hipótese e intervalos de confiança) e, claro, que tenha um comportamento linear.

A análise de resíduos pode ser feita de maneira visual (através da análise de gráficos) ou por meio de métodos inferenciais, como o teste de hipóteses. Geralmente são utilizados gráficos de resíduos *versus* ordem de coleta dos dados, resíduos *versus* variável incluída no modelo, ou, ainda, resíduos *versus* variável explicativa, para avaliar se há presença de tendência não linear ou variância não constante (heterocedasticidade). Na Figura 6 é possível visualizar a tipo de relação não-linear (a), variância não constante (presença de heterocedasticidade nos resíduos) em (b), a presença de observações discrepantes em (c), a influência de uma observação influente na regressão, realçada pelo ponto circulado em (d), com alteração da inclinação da reta ajustada.

Figura 6 - Gráficos com sugestão de não normalidade nos dados.



Fonte: Adaptado de Devore, 2012

4.6 TESTE DE NORMALIDADE

Se faz necessário avaliar a hipótese de normalidade dos resíduos, e um dos testes robustos para essa tarefa é o teste de Shapiro-Wilk. No teste de hipóteses para a normalidade dos resíduos, assume-se as seguintes hipóteses:

H_0 (hipótese nula): os erros do modelo seguem uma distribuição normal

H_1 (hipótese alternativa): os erros do modelo não seguem uma distribuição normal.

A estatística de teste de Shapiro-Wilk é dada por:

$$W = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (13)$$

onde a_i para n valores são as constantes geradas a partir dos valores esperados, variâncias e covariâncias das estatísticas de ordem de uma amostra de tamanho n .

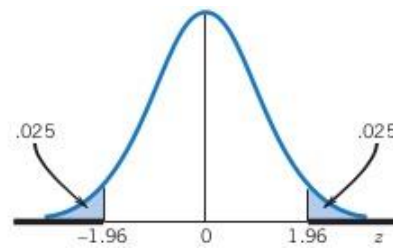
Na prática, observa-se nos dados de saída do teste de Shapiro-Wilk, o valor-p gerado, que é a probabilidade de observar um valor mais extremo do que o observado para o valor de W , na distribuição adequada para o tamanho de amostra n utilizado. À um nível de significância de 5% (IC de 95%), executa-se o teste de Shapiro-Wilk que fornece o valor-p para os resíduos analisados, sendo que:

- Para valores p maiores que o nível de significância de 0,05, não há evidências para

a rejeição da hipótese nula e considera-se a ausência de evidências para a não normalidade dos erros.

- Para valores p menores que o nível de significância de 0,05 (Figura 07), há evidências estatísticas para a rejeição da hipótese nula e considera-se a ausência de evidências para a não normalidade dos erros.

Figura 7 - Região de rejeição para análises bicaudais no teste de hipóteses com IC de 95%.



Fonte: Montgomery, 2009

4.7 TESTE T PARA MÉDIAS DE AMOSTRAS INDEPENDENTES

A comparação entre médias populacionais é uma tarefa importante para a diferenciação de médias a um nível de significância especificado. A realização de testes de hipóteses para a diferença entre médias populacionais permite evidenciar diferenças significativas entre populações. Os testes t de *Student* podem ser adotados para situações onde se consideram amostras independentes oriundas de distribuições normais e desvio-padrão dado por:

$$s_{comb}^2 = \frac{(n_1-1)s_1^2 + (n_2-1)s_2^2}{n_1+n_2-2}, \quad (14)$$

onde s_{comb}^2 é o desvio-padrão combinado para as duas amostras 1 e 2 de tamanhos n_1 e n_2 e estimativa de desvios-padrões S_1 e S_2 , respectivamente. O Teste de hipóteses para diferença de médias se realiza considerando:

H_0 (hipótese nula): a diferença entre as médias dos dois grupos (ou amostras) é igual a zero.

H_1 (hipótese alternativa): a diferença entre as médias dos dois grupos (ou amostras) é diferente de zero.

Neste teste parte-se da consideração de que as variâncias dos grupos analisados são iguais.

4.8 ESCOLHA DOS MODELOS DE REGRESSÃO

Existem diferentes métodos de geração dos modelos de regressão, como os métodos *Backward*, *Forward* e *Stepwise*. Esses métodos consistem em aplicar diferentes alterações inserindo ou retirando variáveis do modelo para um dado nível de significância adotado. Compara-se os valores p obtidos para cada variável inserida no modelo com o nível de significância adotado, retirando-a do modelo quando o valor p é maior que o nível de significância ou permanecendo com a variável no modelo, no caso oposto. No método *Backward* parte-se do modelo de retirada progressiva das variáveis com valor p maiores que o nível de significância (do maior valor p encontrado para o menor, uma a uma em diversas novas elaborações de modelos ajustados), até que apenas as variáveis com valor p menor que o nível de significância permaneçam no modelo ajustado final. No método *Forward* parte-se da inserção progressiva de cada variável, que só permanece no modelo quando o valor p é menor do que o nível de significância. No método *Stepwise* há uma alternância de inserções e retiradas até que se chegue a um modelo com valores p de suas variáveis menor do que o nível de significância. A escolha do modelo final será definida pelos parâmetros de análise do modelo, como valor p ajustado do modelo, menor quadrado médio dos resíduos (indicativo da variância do modelo) e maior valor do R^2 ajustado do modelo, além de outros índices relatados anteriormente no item 3.4.4.

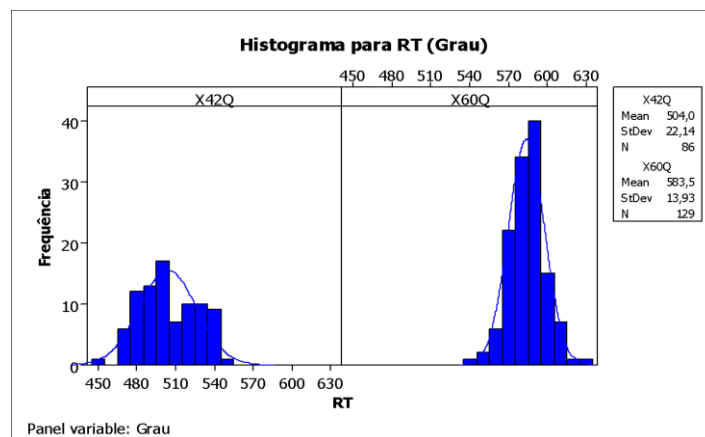
5. RESULTADOS

5.1 ANÁLISE DESCRITIVA

A Figura 8 apresenta a distribuição de frequências dos dados de RT dos graus de aços estudados, e a Tabela III mostra o resumo estatístico obtido para a RT das amostras disponíveis no banco de dados, sendo levantadas as informações mais relevantes como média, erro-padrão, desvio-padrão, variância, quartis e amplitude dos dados.

O aço X60Q apresentou maior valor médio para RT (583,5 MPa contra 504 MPa no aço X42Q) e menor desvio-padrão amostral (13,93 MPa contra 22,14 MPa no aço X42Q). Isso equivale a dizer que comparativamente quanto aos coeficientes de variação, há menor variabilidade percentual presente nos dados do aço X60Q ($CV_{X60Q} = 13,93 / 583,5 = 0,024$, contra $CV_{X42Q} = 22,14 / 504 = 0,044$).

Figura 8 - Histogramas para RT dos aços estudados.



Fonte: elaborado pelo autor.

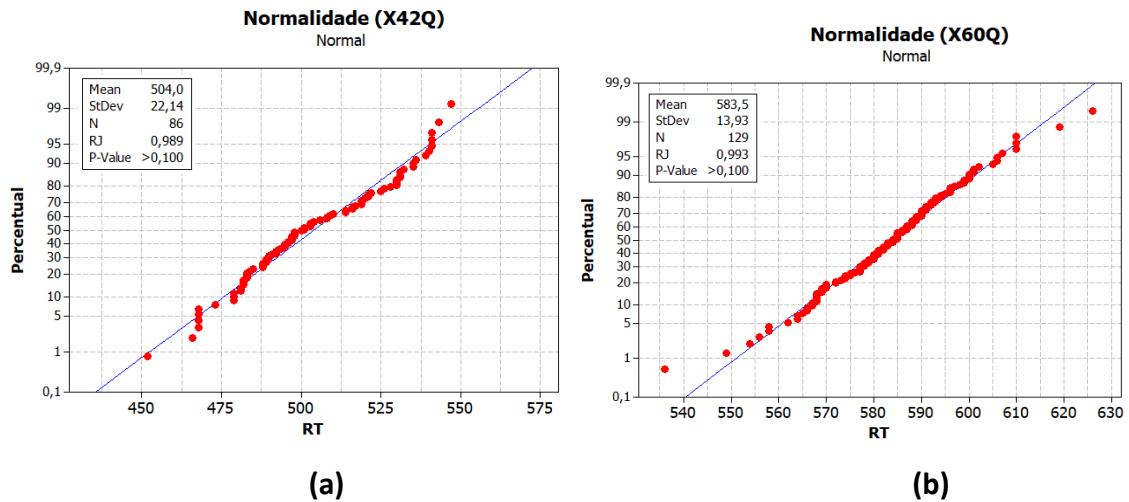
Tabela III - Análise descritiva dos dados de RT para os aços.

Variável	N	Média	Erro Padrão	Desvio-padrão	Variância	Mín	Q1	Mediana	Q3	Máx	R
RT (X42Q)	86	503,99	2,39	22,14	490,15	452,00	488,00	500,50	521,25	547,00	95,00
Variável	N	Média	Erro Padrão	Desvio-padrão	Variância	Mín	Q1	Mediana	Q3	Máx	R
RT (X60Q)	129	583,5	1,23	13,93	194,00	536,00	575,00	584,00	591,50	626,00	90,00

Fonte: elaborado pelo autor

O teste de normalidade de Shapiro Wilk foi conduzido para os valores de RT (Figura 9) e apresentou valor-p superior a 0,1, acima do nível de significância adotado de 5% apoiando a hipótese nula do teste de hipóteses para a normalidade dos dados.

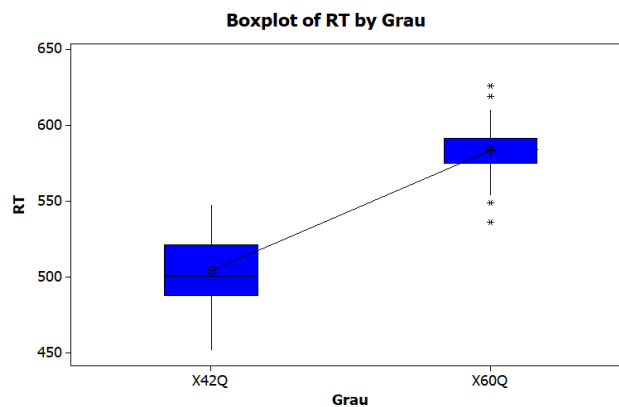
Figura 9 - Testes de normalidade para RT dos aços X42Q (a) e X60Q (b).



Fonte: elaborado pelo autor

Analisando os dados de RT de ambos os aços, observou-se que, no boxplot para os aços estudados (Figura 10), o aço do grau X60Q possui resistência à tração média maior do que o aço grau X42Q, com presença de outliers (não avaliados por falta de registro histórico na operação). O teste t realizado para a variável resposta RT apoia a hipótese de médias diferentes entre os aços, à um nível de significância de 5% (Apêndice B), com valor-p muito próximo de zero.

Figura 10 - Boxplot para RT dos aços estudados.



Fonte: elaborado pelo autor

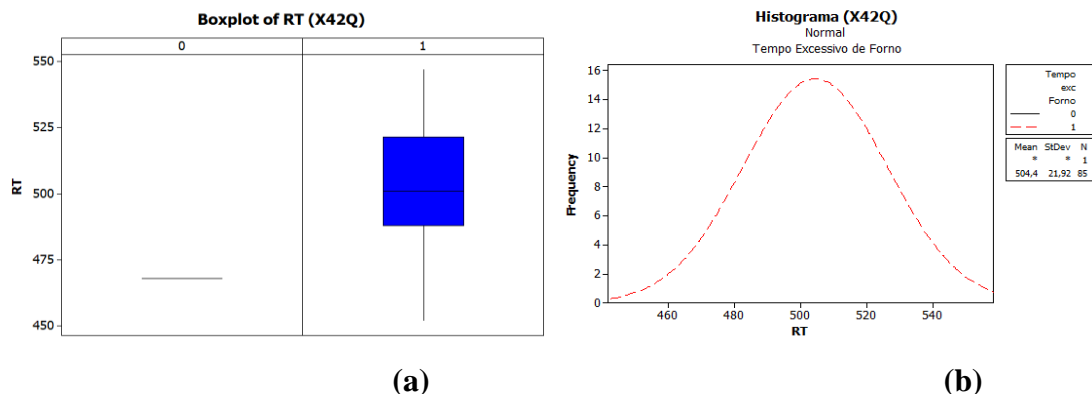
No intuito de analisar os dados referentes à composição química do aço como fator importante para a determinação da resistência mecânica total dos aços (RT), foi realizada uma análise descritiva dos elementos químicos, entretanto, aqui a publicação dos resultados fora omitida por questões de sigilo industrial. No Apêndice A é possível visualizar os dados na forma de boxplot, comparando as variáveis citadas entre os respectivos aços do estudo.

4.1.1 Influência do Tratamento Térmico na RT

Os aços do estudo receberam tratamentos térmicos em fornos durante seu processo produtivo, o que altera os níveis médios de RT. A resistência do aço sofre alterações em função dos ciclos térmicos aplicados, os quais são adaptados às necessidades dos clientes. Por isso foi analisada a resistência dos aços separando os valores de RT em função de ocorrências ou não de tempos excessivos de tratamentos térmicos em cada produção registrada no banco de dados.

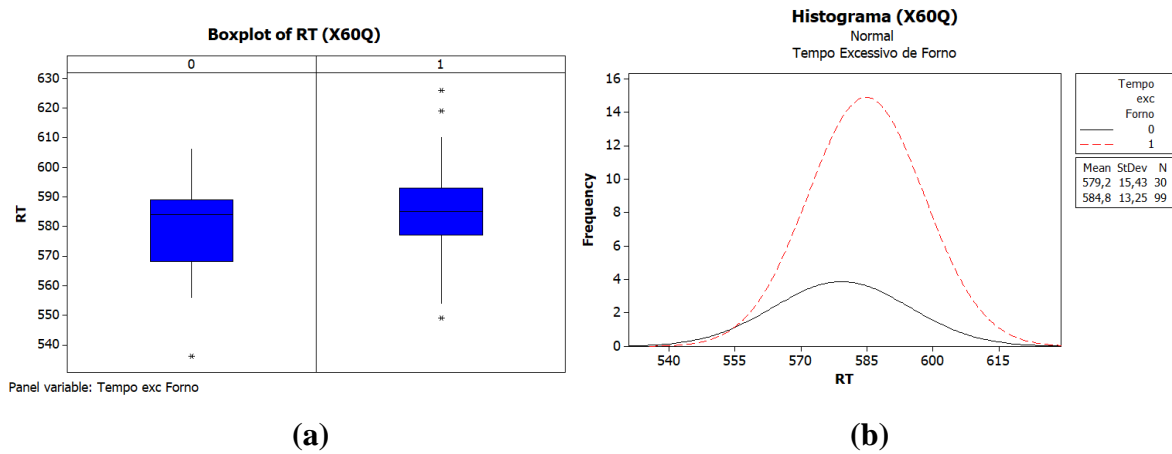
No intuito de analisar se o tempo excessivo de forno altera significativamente os valores de RT em cada grau de aço estudado, procedeu-se a análise gráfica (boxplot e histogramas para os valores de RT com e sem tempo excessivo), como mostra a Figura 11 a seguir. Para o aço X42Q apenas uma observação das 86 abordadas apresentou tempo normal de tratamento, tendo 85 produções com tempo excessivo. Para o aço X60Q (Figura 12), não há indicativos de alterações dos valores médios de RT com a observação do boxplot e do histograma, e o que foi corroborado pelo teste t para um nível de significância de 5% (Apêndice C), com valor p igual a 0,078 (sem evidências para rejeição da hipótese nula de igualdade de médias de RT no aço X60Q, mesmo com alterações de tempo de tratamento).

Figura 11 - RT versus Tempo excessivo de forno (0 = tempo normal padrão; 1 = Tempo excessivo presente, maior que o padrão), pra O aço grau X42Q.



Fonte: elaborado pelo autor

Figura 12 - RT versus Tempo excessivo de forno (0 = tempo normal padrão; 1 = Tempo excessivo presente, maior que o padrão), pra o aço grau X60Q



Fonte: elaborado pelo autor

5.2 ANÁLISE DE CAPACIDADE

A composição química dos aços deste trabalho é estabelecida em norma internacional, emitida pelo *American Petroleum Institute* (API, 2013), que estabelece a composição química de alguns elementos químicos e os níveis mínimos de resistência requeridos para os limites de escoamento (LE) e de resistência (RT). A Tabela IV mostra os valores mínimos e máximos de LE e RT estabelecidos por norma API para os aços X42Q e X60Q, em MPa (em parênteses na unidade *psi*).

Tabela IV - valores mínimos e máximos de LE e RT da norma API para os aços X42Q e X60Q.

Grau	LE		RT	
	MPa (psi)		MPa (psi)	
	Min	Máx	Min	Máx
X42Q	290 (42.100)	495 (71.800)	415 (60.200)	655 (92.000)
X60Q	415 (60.200)	565 (91.900)	520 (75.400)	760 (110.200)

1 psi = 0,00689476 MPa

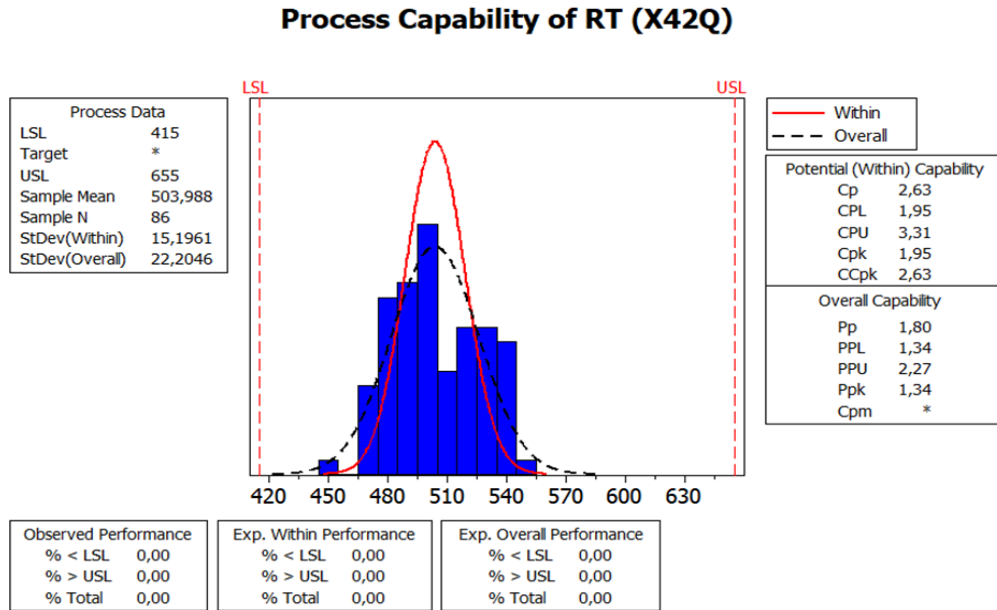
Fonte: *American Petroleum Institute*, 2013.

O valor mínimo para LE é muito importante, pois delimita a tensão na qual o aço inicia a sua deformação plástica, o que pode levar ao seu rompimento na aplicação. Espera-se que

haja um certo distanciamento entre as tensões aplicadas em campo para com as tensões estimadas no fornecedor. Quanto à tensão máxima, apesar de estar especificada em norma, serve apenas como referência de ajuste da qualidade e obtenção de propriedades mecânicas esperadas do material, mas nunca deve ser atingida, o que levaria à ruptura em campo e com consequentes danos ambientais.

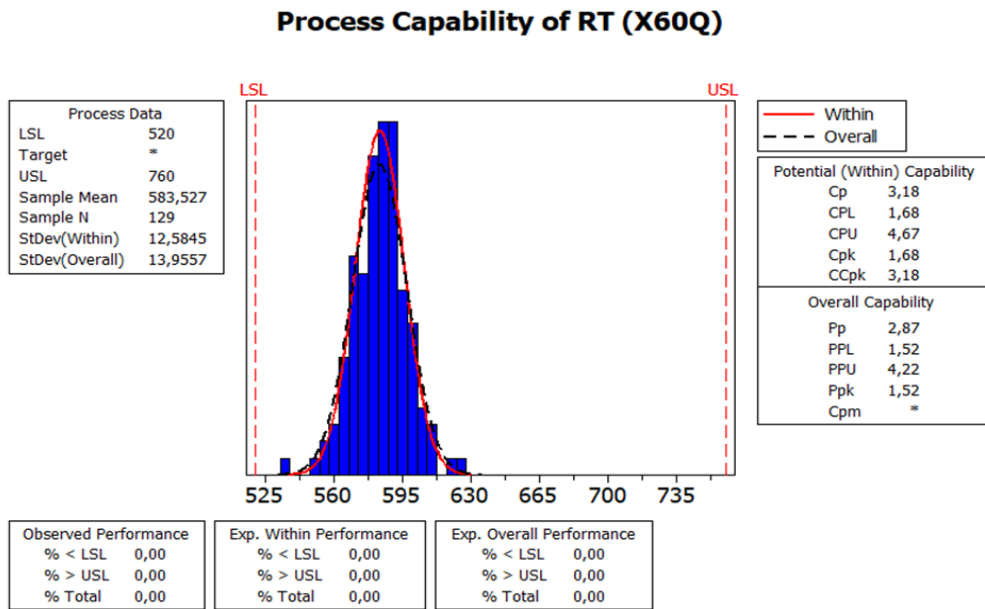
Apesar de não se ter avaliado previamente a estabilidade do processo por restrições de dados, foi realizado um estudo de capacidade, segundo o grau do aço, para verificar o quanto a RT atende às necessidades normativa (Figura 13, para RT, e Figura 14, para LE). O valor de C_{pk} para ambos os graus de aço é superior a 1,33, sendo o processo capaz de atender a norma aplicável com desempenho na escala sigma superior a 4 (4 sigmas). O ponto de corte 1,33 é usualmente adotado e corresponde a um processo que admite uma variação de até 4 desvios padrão em relação à média antes de alcançar os limites de especificação definidos pelo cliente.

Figura 13 - Análises de capacidade para a RT dos aços X42Q (a) e X60Q (b).



(a)

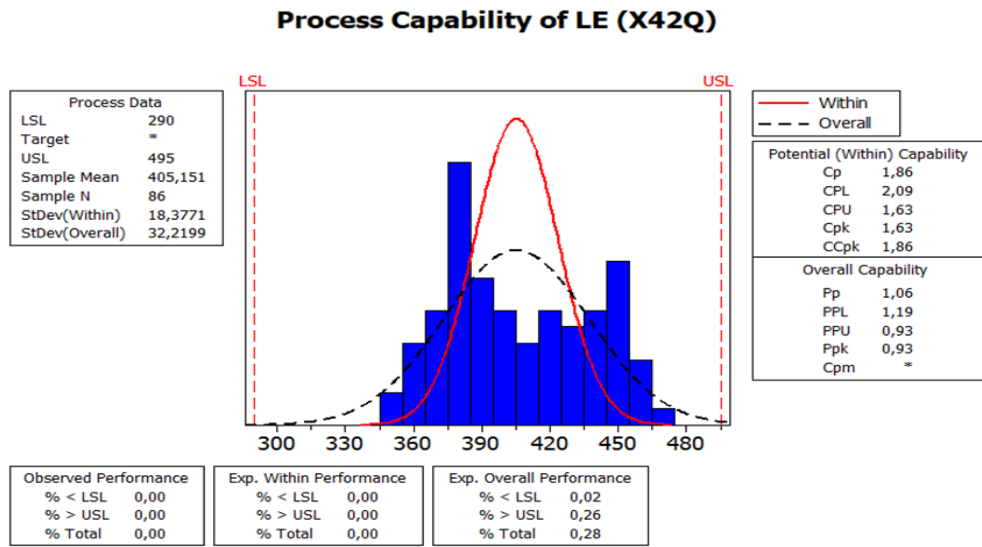
Fonte: elaborado pelo autor



(b)

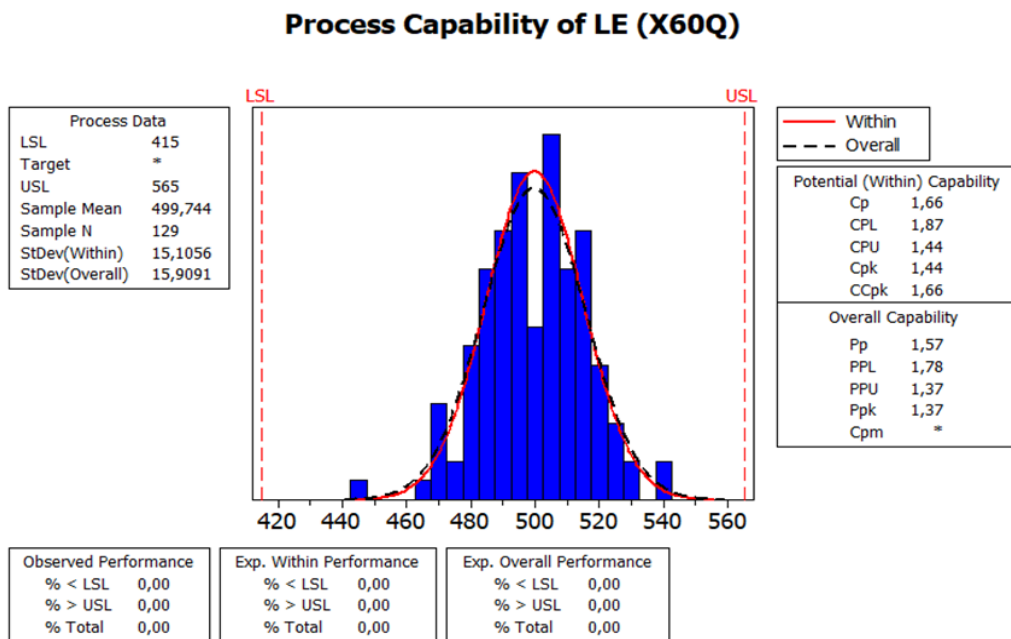
Fonte: elaborado pelo autor

Figura 14 - Análises de capacidade para a LE para os aços X42Q (a) e X60Q (b).



(a)

Fonte: elaborado pelo autor



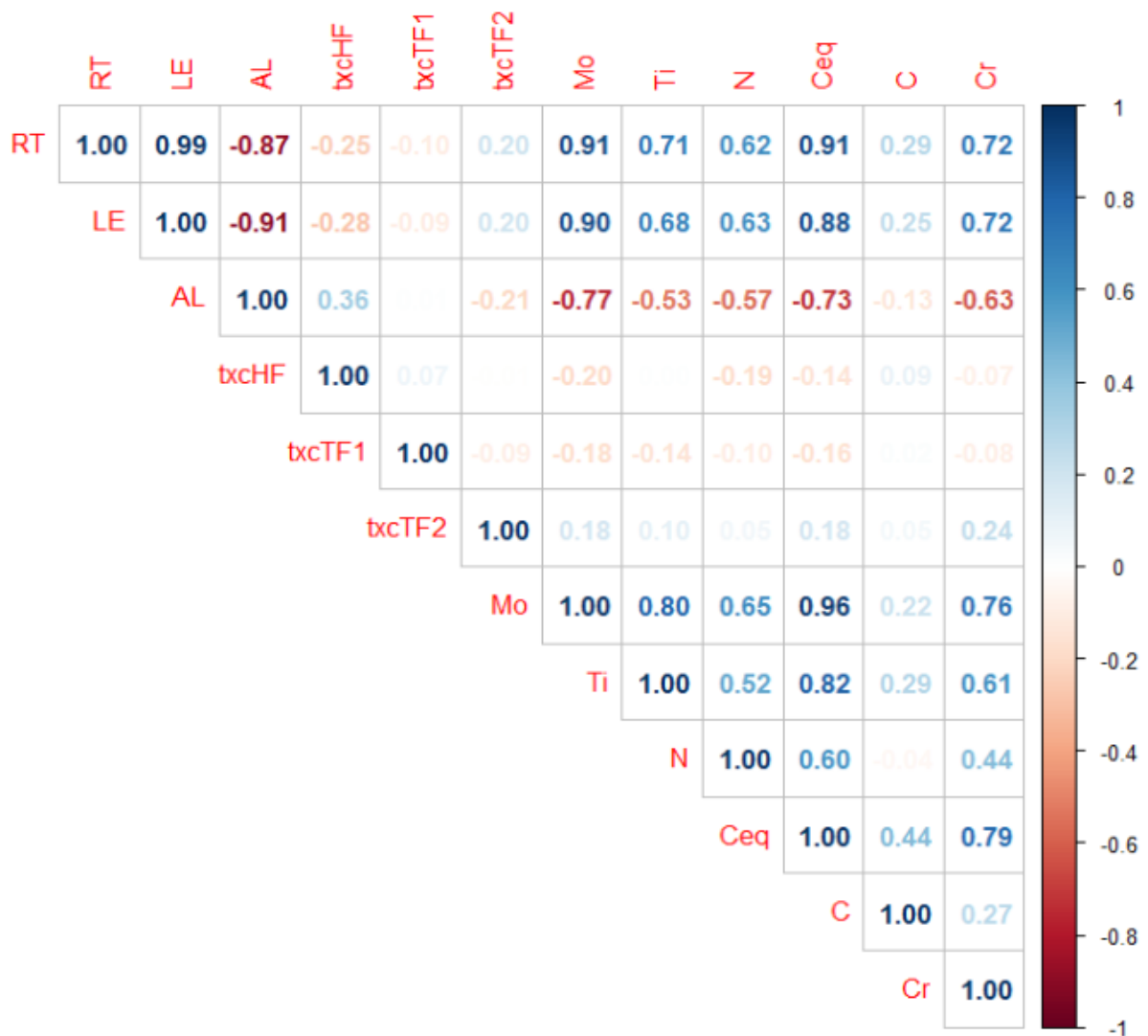
(b)

Fonte: elaborado pelo autor

5.3 ANÁLISE DE CORRELAÇÃO

Com o intuito de avaliar as possíveis correlações entre as variáveis independentes, e a variável resposta RT, além de avaliar a presença de multicolinearidade entre as variáveis independentes, realizou-se uma análise de correlação de Pearson, gerando a matriz de correlações (Figura 15). Observa-se que as variáveis LE, AL, Mo e Ceq possuem alta correlação com a RT. Já as variáveis Ti, Cr e N apresentam moderada correlação de a RT.

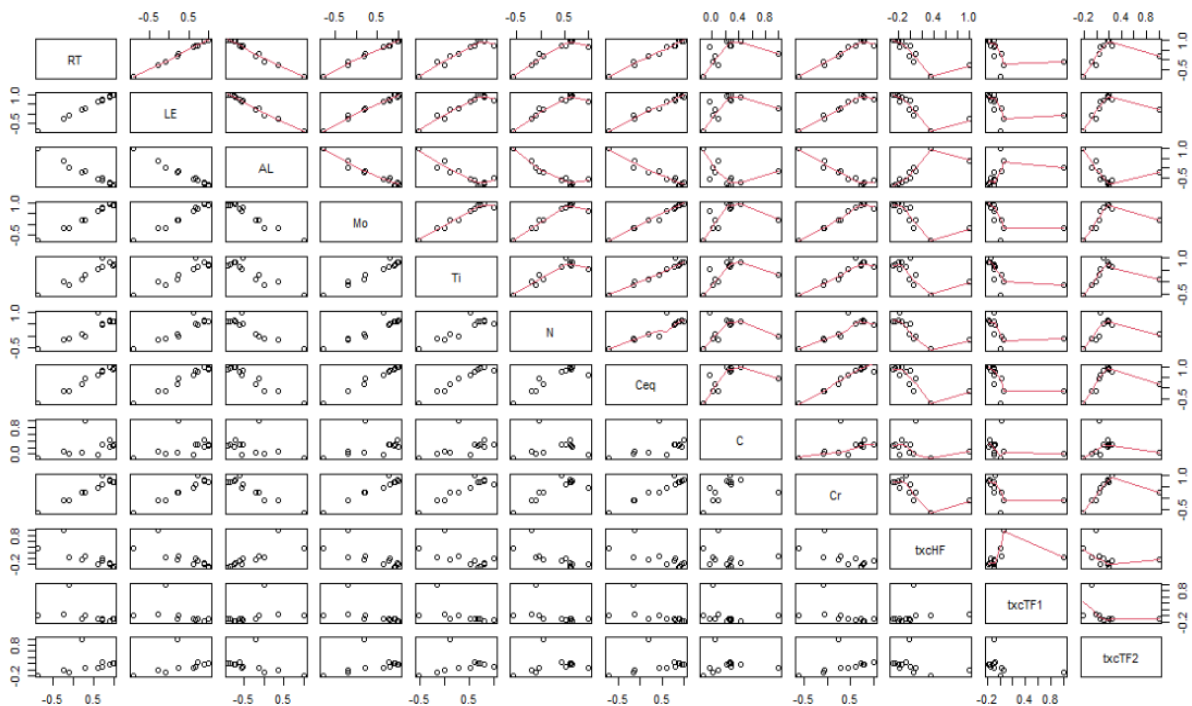
Figura 15 - Matriz de correlações de Pearson.



Fonte: elaborado pelo autor

Uma breve análise da correlação de RT com as demais covariáveis traz informações que se alinham com a teoria e prática metalúrgica. A análise dos sinais dos valores das correlações de Pearson indica que a variável LE e todas as variáveis de composição química sugerem uma correlação positiva, ou seja, o valor de RT cresce à medida que maiores níveis das covariáveis são observadas nos aços, o que era o esperado segundo a teoria metalúrgica. Analogamente, pode-se verificar a presença de um sinal negativo da correlação entre RT com AL, agora de forma inversa, ou seja, RT cresce e AL decresce, visto que aços de maiores resistências possuem menor alongamento na deformação plástica. Em seguida, foi elaborado um painel com as relações das covariáveis com a variável resposta RT, através da visualização dos dados em gráficos de dispersão com e sem linhas de tendência, como mostra a Figura 16. Sugere-se que há um bom ajuste de dados à linha de tendência nas relações de RT com LE, AL (negativa), Mo, Ti, N, Ceq, N e Cr, o que corrobora os resultados obtidos na correlação de Pearson obtida na Figura 15.

Figura 16 - Painel com gráficos de dispersão.



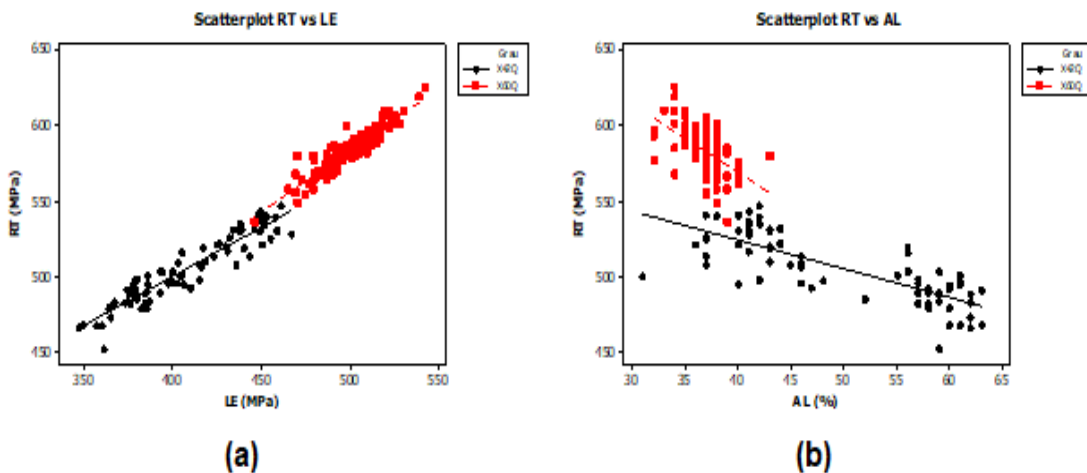
Fonte: elaborado pelo autor

Para analisar e visualizar em maior detalhe a influência do grau na resistência do aço, foram construídos os gráficos da Figura 17, que mostram os resultados de RT em função do grau dos aços, limite de escoamento e alongamento percentual. Observa-se que o aço de grau

X60Q possui maiores valores de RT e LE, e menores valor de AL. Verifica-se forte correlação positiva entre RT e LE, e forte correlação negativa entre RT e AL, alinhado ao que se espera do comportamento mecânico dos aços, bem como maiores níveis de resistência mecânica para os aços do grau X60Q, dado as contribuições dos elementos químicos em maiores teores médios em sua composição química.

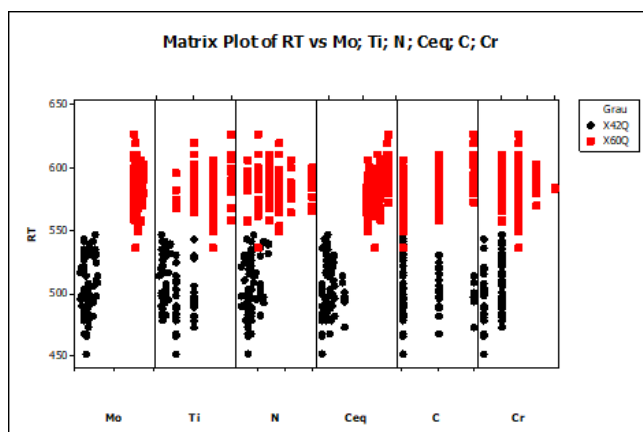
O aço grau X60Q apresenta maiores valores de LE, e, portanto, apresenta igualmente maior valor de RT comparativamente, já que a deformação plástica somente se inicia após vencido o limite de resistência elástica dos aços (Figura 17(a)). Na Figura 17(b) observa-se que há uma ampla variação dos valores de alongamento (AL) para o aço X42Q, e o mesmo não ocorre no aço X60Q. Isso se deve ao fato de que nos aços X42Q há uma maior variedade de aplicações e de diferentes tratamentos térmicos para esses aços, diferente do que ocorre com o aço X60Q. Na Figura 18 evidencia-se que os teores médios dos elementos químicos são maiores no aço X60Q, o que tende a elevar o valor médio de RT comparado ao aço X42Q.

Figura 17 - Gráficos de dispersão para a relação de RT x LE nos aços. Em (a) RT x LE (MPa), e em (b) RT x AL(%).



Fonte: elaborado pelo autor

Figura 18 - Gráfico de dispersão para a relação de RT com os elementos químicos dos aços (valores de escala omitidos por proteção de dados industriais).



Fonte: elaborado pelo autor

Os teores de Carbono, Cromo e Titânio apresentam registros com apenas duas ou três casas decimais, com baixa sensibilidade de escala (valores arredondados ao se registrar no sistema), o que justifica a concentração dos pontos dos gráficos em únicos valores na escala de percentual do elemento químico.

5.4 ANÁLISE DE REGRESSÃO

Foram realizados ajustes de modelos de regressão para a variável resposta RT em função das variáveis independentes relatadas, considerando como fator o grau dos aços.

O Apêndice D mostra o sequenciamento dos ajustes realizados, com a sucessiva retirada da variável de maior valor-p do modelo ajustado. Depois de oito passos executando-se o stepwise tipo “*Backward*” obteve-se o modelo mostrado na Tabela V, com critério de seleção de covariáveis ao nível de significância de 5%.

Após finalizada a etapa de obtenção dos modelos ajustados, resumiu-se os dados de erro-padrão do modelo, graus de liberdade (df), valor-p para o teste F, valor do R^2 -ajustado,

valor-p do teste de normalidade dos resíduos (*Shapiro Wilk*), valor do quadrado médio dos resíduos (busca pelo menor valor entre os modelos ajustados), e os valores dos índices Cp de *Mallows*, PRESS e AIC para auxiliar na escolha do melhor modelo ajustado, como pode ser observado Tabela VI. Os valores *Vif* para LE e AL foram respectivamente iguais a 14,06 e 6,67. Com base nestes valores, decidiu-se por testar dois modelos distintos: um com apenas LE (modelo denominado “LE”, retirando-se AL), e o oposto para o segundo modelo (modelo “AL”, retirando-se LE), como pode ser visto na Tabela V a seguir.

Tabela V - Dados comparativos dos modelos regressivos ajustados.

Modelo Ajustado	Ajuste	Decisão	Erro			Variáveis Vif	Shapiro		CP			
			Padrão	df	Valor p		R2 adj	Wilk	QMRes	Mallows	PRESS	AIC
$RT = 550,938 - 2,093*AL + 769,38*C + 48,898*X60Q$	AL	Retirar LE	12,09	211	2.2e-16	LE (14,06) AL (6,67)	0,9794	0,2253	146	609,06	32.318,73	1697,98
$RT = 206,078 + 0,677*LE + 317,71*C + 14,655*X60Q$	LE	Retirar AL	6,248	211	2.2e-16	LE (14,06) AL (6,67)	0,9787	0,0947	39	10,78	8.609,08	1403,97

Fonte: elaborado pelo autor

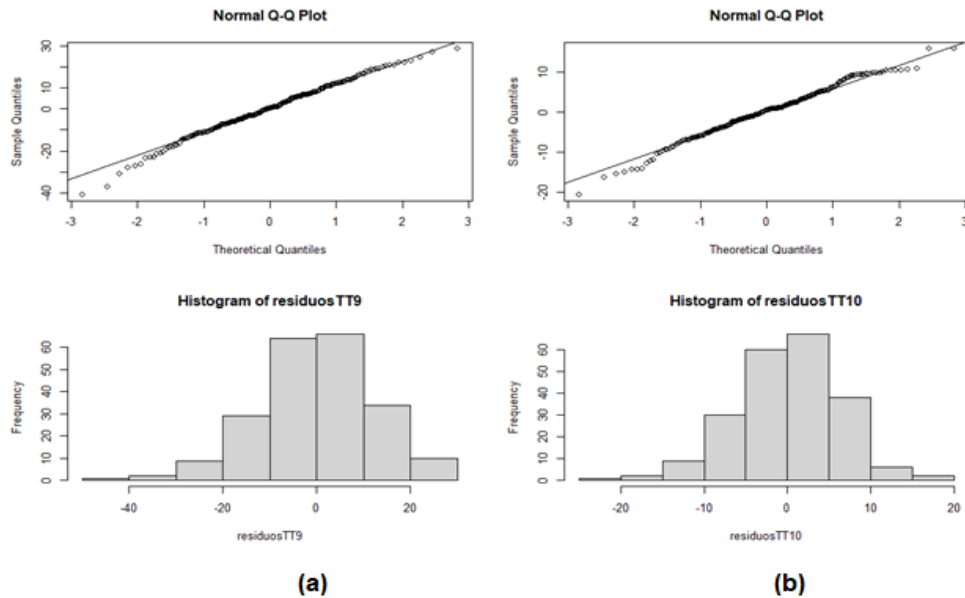
O modelo escolhido foi o ajuste LE (retirada de AL) por possuir menores valores de quadrado médio dos resíduos (QMRes =39), de CP *Mallows* (10,78), de PRESS (8.609,08) e de AIC (1.403,97), além de ter um excelente R² ajustado (0,9787), o que gerou um *Vif* igual a 4,98 para LE e no teste de Shapiro-Wilk um valor-p de 0,0947. A escolha resulta no modelo $RT = 206,078 + 0,677*LE + 317,71*C + 14,655*X60Q$, permitindo estimar o limite de resistência do aço com base no conhecimento do seu LE, teor de Carbono e grau. Assume-se que para o aço grau X60Q, com base no modelo ajustado escolhido, há um acréscimo de cerca de 14,65 MPa no valor médio de RT comparado ao aço Grau X42Q, mantendo-se fixos os valores de LE e C. No Apêndice E visualiza-se os dados da tabela Anova para o modelo final ajustado.

5.4.1 Avaliação de Resíduos

A análise de resíduos para o modelo ajustado escolhido foi conduzida através das análises gráficas e de testes de *Shapiro Wilk* no RStudio. Foram elaborados os gráficos para as análises de resíduos por grau de aço, para cada covariável do modelo ajustado, os gráficos QQ Plot para os *quantis* teóricos e amostrais e histograma para os resíduos, como pode ser visto na Figura 19(b) relativa ao aço X60Q. Apesar de demonstrar um maior desvio na cauda à esquerda

para o aço X42Q (Figura 19-a), não foram encontradas evidências para a rejeição da normalidade, ao nível de 5% de significância (p -valor = 0,0947). Para o aço X60Q, em intensidade menor, o mesmo raciocínio se aplica.

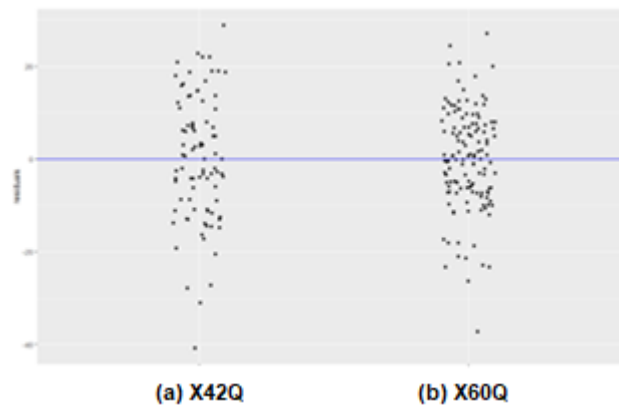
Figura 19 - Análise de resíduos: em (a) para o aço X42Q e em (b) para o aço X60Q.



Fonte: elaborado pelo autor

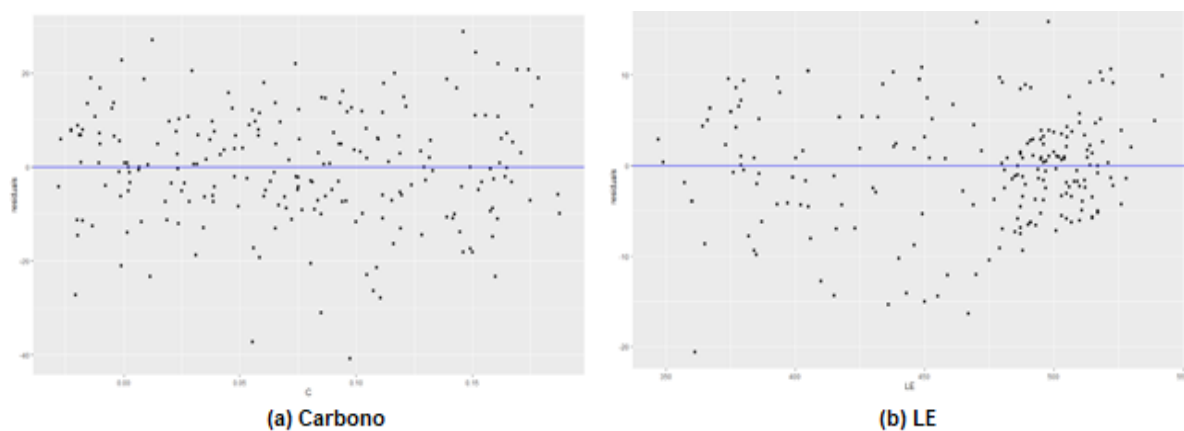
A Figura 20 mostra os resíduos estratificados para os dois aços do estudo, e a Figura 21 os resíduos para as variáveis independentes do modelo final escolhido.

Figura 20 - Resíduos estratificados para os dois aços analisados.



Fonte: elaborado pelo autor

Figura 21 - Resíduos para as variáveis significativas.

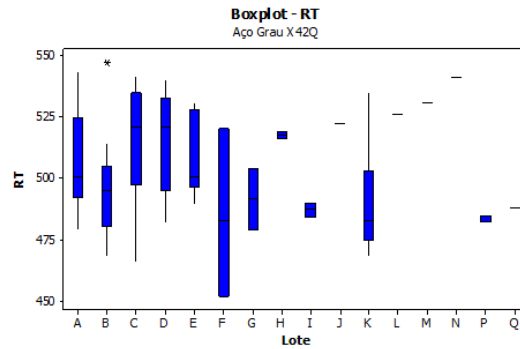


Fonte: elaborado pelo autor

Foi realizado os testes de *Durbin-Watson* para avaliação da presença de autocorrelação nos resíduos (valor-p = 0,0005), indicando a presença de autocorrelação nos erros do modelo, e o teste de *Breusch-Pagan* para avaliação da homocedasticidade dos erros do modelo (valor-p = 0,0011), indicando que há evidências estatísticas de que os erros do modelo não são homocedásticos. Apesar do modelo escolhido ter bons valores de fator de determinação ajustado (0,9787), baixo erro-padrão (6,248) e ter sido aprovado no teste de normalidade (valor-p = 0,0947), é necessário maior aprofundamento para correção da autocorrelação e heterocedasticidade.

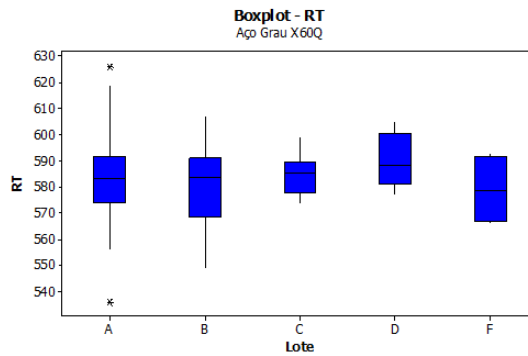
Devido a insuficiência de dados, não foi possível explorar em maiores detalhes os possíveis motivos da presença de autocorrelação e heterocedasticidade nos resíduos, uma vez que os dados possuem regras de formação de lotes específicos que variam de cliente para cliente, o que pode, para um mesmo aço testado, influenciar no nível de resistência mecânica através de ciclos térmicos diferenciados em uma mesma condição de tempo de tratamento e composição química definidos. Por este mesmo motivo, não foram conduzidas neste trabalho análises de estabilidade de processo, dado que a estratificação dos dados era impossível com base nas informações contidas no banco de dados. A Figura 22 mostra a RT em função do lote para o aço X42Q, e a Figura 23 para o aço X60Q.

Figura 22 - RT por lote para o aço X42Q



Fonte: elaborado pelo autor

Figura 23 - RT por lote para o aço X60Q



Fonte: elaborado pelo autor

Tentativas de ajustes de modelos contendo os lotes como variável independente (fator) foram realizadas não levando a modelos aprovados, tendo sido rejeitados nas análises de normalidade dos resíduos. Tentativas de ajustes nas variáveis independentes e na variável resposta RT foram feitas, aplicando-se as transformações Box-Cox e outras no intuito de linearizar o comportamento de algumas variáveis, entretanto, sem sucesso, e portanto, não foram abordadas neste trabalho.

6 CONCLUSÃO

O modelo de regressão linear múltipla ajustado no presente trabalho contribuiu para o entendimento das relações entre as covariáveis e seus efeitos na resistência mecânica máxima dos aços dos graus X42Q e X60Q, evidenciando a possibilidade de distinção e predição de valores de RT para ambos os graus a partir do conhecimento de seus valores do limite de resistência elástica (LE) e teor de Carbono do aço. A análise dos coeficientes da regressão indicou adequadamente a influência destas duas covariáveis no valor esperado de RT, ambos positivos conforme verificam-se na prática operacional.

Tendo como variável *dummy* o grau do aço, é possível estimar as propriedades mecânicas dos aços estudados com um R^2 ajustado de 92% aproximadamente, o que é um excelente ajuste para esse tipo de regressão para a resistência dos aços estudados. Entretanto, a presença de autocorrelação e heterocedasticidade nos resíduos indicam que maiores estudos devem ser conduzidos para o entendimento e validação final do modelo regressivo.

A análise de capacidade dos graus dos aços forneceu informações importantes quanto ao atendimento à norma aplicável, demonstrando elevada capacidade potencial de atendimento evidenciadas pelos maiores valores de Cpk obtidos (Cpk 1,33) para ambos os graus dos aços estudados, demonstrando que o processo produtivo é capaz, ressaltando a necessidade de confirmação da estabilidade do processo em medições posteriores de forma a validar tais índices apresentados. Espera-se, com isto, que haja nível de rejeição desprezível no processo de análise da resistência à tração dos aços.

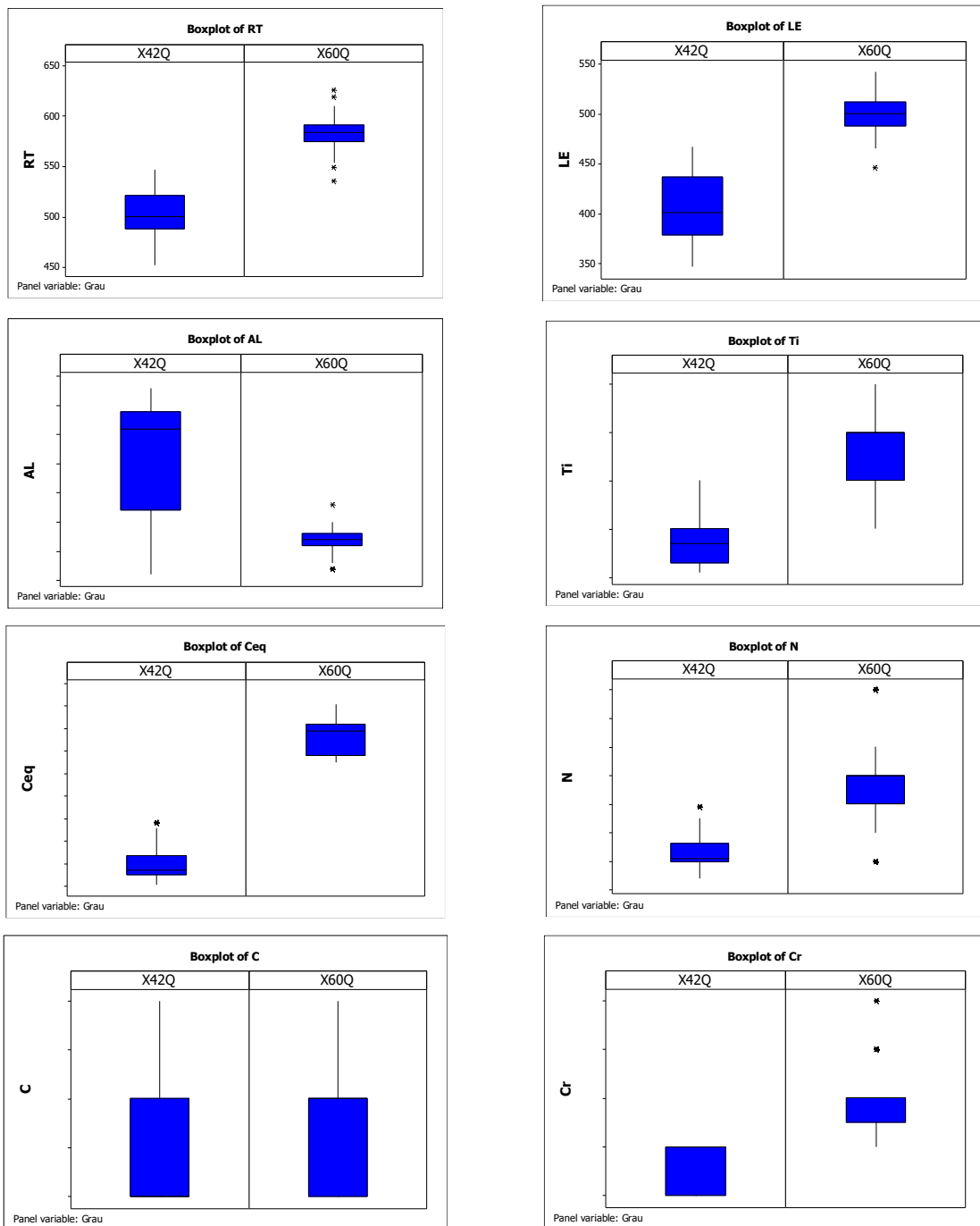
Sugere-se como trabalhos futuros a pesquisa das fontes de variação nos aços X42Q, dado que foi observado maior variabilidade nos dados desse grau de aço no trabalho, explorando a formação de lotes e a posição de retirada da amostra na peça produzida (extração do corpo de prova para teste de tração), e estudos sobre os tratamentos térmicos realizados e os padrões aplicáveis na empresa.

7 REFERÊNCIAS

- AKINWANDE, M. O.; DIKKO, H. G.; SAMSON, A. Variance Inflation Factor: As a Condition for the Inclusion of Suppressor Variable(s) in Regression Analysis. 2015.
- CALLISTER, W. D. **Materials Science and Engineering: an introduction**. p.135, John Wiley & Sons, 2007.
- DEVORE, J. L.; BERK, K. N. **Modern Mathematical Statistics With Applications**, p. 691, Springer, 2^a edition, 2012.
- DIETER, G. E. et al. **Metalurgia Mecânica**; p. 187. 2^a ed.; Ed. Guanabara Dois, 1981.
- KRAUSS, G. **Steels: processing, structure, and performance**; p. 327; 1^a ed.; ASM International, 2005.
- LAPPONI, J. C. **Estatística usando o Excel**. p. 413; Ed. LTC; 2005
- LEVINE, D. M.; STEPHAN, D. F.; SZABAT, K. A. **Estatística - Teoria e Aplicações usando MS Excel em Português**; p. 117, Ed. LTC, 2017.
- VLACK, L. V. **Princípios de Ciência dos Materiais**; p.137; Ed. Blucher (2000).
- MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments**; Ed. John Wiley and Sons, 2013.
- MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Applied statistics and probability for engineers**. Ed. John Wiley and Sons, 2003.
- MONTGOMERY, D. C.; WILEY, J. **Sixth Edition Introduction to Statistical Quality Control**. John Wiley and Sons,

8 APÊNDICE

APÊNDICE A: BOXPLOT PARA AS VARIÁVEIS LE, AL E COMPOSIÇÃO QUÍMICA DOS AÇOS X42Q (À ESQUERDA EM CADA GRÁFICO) E X60Q:



Fonte: elaborado pelo autor

APÊNDICE B: TESTE ANOVA PARA RT DOS AÇOS X42Q E X60Q

One-way ANOVA: RT versus Grau

Source	DF	SS	MS	F	P
Grau	1	326443	326443	1045,68	0,000
Error	213	66495	312		
Total	214	392938			

S = 17,67 R-Sq = 83,08% R-Sq(adj) = 83,00%

Individual 95% CIs For Mean Based on Pooled StDev

Level	N	Mean	StDev	CI Lower	CI Upper
X42Q	86	503,99	22,14	(-*)	
X60Q	129	583,53	13,93		(*-)

500 525 550 575

Pooled StDev = 17,67

Fonte: elaborado pelo autor

APÊNDICE C: TEST-T PARA MÉDIAS DE RT COM E SEM TEMPO EXCESSIVO DE FORNO

Two-Sample T-Test and CI: RT; Tempo exc Forno

Two-sample T for RT

Tempo

exc

Forno	N	Mean	StDev	SE Mean
0	31	575,6	25,1	4,5
1	184	547,7	43,9	3,2

Difference = mu (0) - mu (1)

Estimate for difference: 27,9281

95% CI for difference: (16,8497; 39,0065)

T-Test of difference = 0 (vs not =): T-Value = 5,03 P-Value = 0,000 DF = 66

Fonte: elaborado pelo autor

APÊNDICE D: SAÍDA DO R PARA O TESTE T PARA O AÇO GRAU X60Q COM E SEM PRESENÇA DE TEMPO EXCESSIVO DE TRATAMENTO.

```
Two-sample T for RT60Qt0 vs RT60Qt1

      N   Mean  StDev  SE Mean
RT60Qt0  30  579,2   15,4     2,8
RT60Qt1  99  584,8   13,2     1,3

Difference = mu (RT60Qt0) - mu (RT60Qt1)
Estimate for difference:  -5,63838
95% CI for difference:  (-11,92723; 0,65046)
T-Test of difference = 0 (vs not =): T-Value = -1,81  P-Value = 0,078  DF = 42
```

Fonte: elaborado pelo autor

APÊNDICE E: SCRIPTS UTILIZADOS E SAÍDA DO R PARA O AJUSTE DE REGRESSÃO E TABELA ANOVA:

```
> summary(modelxdTT10)

Call:
lm(formula = RT ~ LE + C + factor(Grau))

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-20.5976  -3.9210   0.3454   3.9065  15.8650

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  206.07757     8.19515   25.146 < 2e-16 ***
LE           0.67668     0.01828   37.025 < 2e-16 ***
C           317.71005    64.77882    4.905 1.87e-06 ***
factor(Grau)x60Q 14.65553     1.91771    7.642 7.39e-13 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.248 on 211 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.979,    Adjusted R-squared:  0.9787
F-statistic: 3285 on 3 and 211 DF,  p-value: < 2.2e-16

> anova(modelxdTT10)
Analysis of Variance Table

Response: RT
          Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
LE          1 381628  381628 9776.253 < 2.2e-16 ***
C           1   794     794   20.329 1.081e-05 ***
factor(Grau) 1  2280    2280   58.404 7.387e-13 ***
Residuals 211  8237     39

```

Fonte: elaborado pelo autor

APÊNDICE F: SCRIPTS DO TRABALHO

```

1 # DADOS AÇOS GRAU X COM EFEITOS DE TRATAMENTOS TÉRMICOS
2 # Dados Aços Grau x com efeitos de tratamentos térmicos
3
4 datax42e60TT<- DadosGrauX
5 if(!require(car)){install.packages("car"); require(car)}
6 library(agricolae)
7 library(ggplot2)
8 library(tidyverse)
9 library(Hmisc)
10 require(rms)
11 if(!require(rgl)){install.packages("rgl"); require(rgl)}
12
13 attach(datax42e60TT)
14 boxplot(RT~Grau,col="blue",
15         main="Resistências dos Aços", xlab="Grau do Aço",
16         ylab="Resistência (MPa)")
17
18 RTX42Q<- RT[ Grau=="X42Q"]
19 summary(RTX42Q)
20 shapiro.test(RTX42Q)
21
22
23 RTX60Q<- RT[ Grau=="X60Q"]
24 summary(RTX60Q)
25 shapiro.test(RTX60Q)
26
27 library(corrplot)
28
29 NQ<-cor(DadosGrauX_AL)
30
31 corrplot(NQ,
32         method =c("number"), # "circle" ou "shade" ou "pie".
33         type=c("upper"),      # ou "lower" ou "upper"
34 )
35
36 corTTAL<-data.frame(RT, LE, AL, Mo, Ti, N, Ceq, C, Cr, txCHF, txcTF1, txcTF2)
37 NQ2<- cor(corTTAL)
38 corrplot(NQ2,
39         method =c("number"), # "circle" ou "shade" ou "pie".
40         type=c("lower"),     # ou "lower" ou "upper"
41 )
42 pairs(NQ2, upper.panel = panel.smooth)
43
44
45 # Modelamento sem Efeito de Posição
46 modelxdTT<-lm(RT ~ LE + AL + Mo + Ti + N + Ceq + C + Cr + factor(Grau) +
47             txCHF + txcTF1 + txcTF2)
48 qqnorm(resid(modelxdTT)) ; qqline(resid(modelxdTT))
49 shapiro.test(resid(modelxdTT))
50 summary(modelxdTT)
51
52 # Ajuste 1 - retirada Ceq
53 modelxdTT1<-lm(RT ~ LE + AL + Mo+ Ti + N + C + Cr + factor(Grau) +
54             txCHF + txcTF1 + txcTF2)
55 summary(modelxdTT1)
56
57 # Ajuste 2 - retirada txcTF2
58 modelxdTT2<-lm(RT ~ LE + AL + Mo+ Ti + N + C + Cr + factor(Grau) +
59             txCHF + txcTF1)
60 summary(modelxdTT2)
61
62 # Ajuste 3 - retirada Ti
63 modelxdTT3<-lm(RT ~ LE + AL + Mo + N + C + Cr + factor(Grau) +
64             txCHF + txcTF1)
65 summary(modelxdTT3)
66
67 # Ajuste 4 - retirada Cr
68 modelxdTT4<-lm(RT ~ LE + AL + Mo + N + C + factor(Grau) +
69             txCHF + txcTF1)

```

```

70 summary(modelxdTT4)
71
72 # Ajuste 5 - retirada txCTF1
73 modelxdTT5<-lm(RT ~ LE + AL + Mo + N + C + factor(Grau) +
74 txCHF)
75 summary(modelxdTT5)
76
77 # Ajuste 6 - retirada N
78 modelxdTT6<-lm(RT ~ LE + AL + Mo + C + factor(Grau) +
79 txCHF)
80 summary(modelxdTT6)
81
82 # Ajuste 7 - retirada Mo
83 modelxdTT7<-lm(RT ~ LE + AL + C + factor(Grau) +
84 txCHF)
85 summary(modelxdTT7)
86
87 # Ajuste 8 - retirada txCHF
88 modelxdTT8<-lm(RT ~ LE + AL + C + factor(Grau))
89 summary(modelxdTT8)
90 vif(modelxdTT8)
91
92 # Ajuste 9 - retirada LE
93 modelxdTT9<-lm(RT ~ AL + C + factor(Grau))
94 summary(modelxdTT9)
95 vif(modelxdTT9)
96 shapiro.test(resid(modelxdTT9))
97 anova(modelxdTT9)
98 library(lmtest)
99 bptest(modelxdTT9)
100 dwtest(modelxdTT9)
101 library(planex)
102 plotResiduals(modelxdTT9)

103 qqnorm(resid(modelxdTT9)) ; qqline(resid(modelxdTT9))
104 residuosTT9<-resid(modelxdTT9)
105 hist(residuosTT9)
106 bptest(modelxdTT9)
107 dwtest(modelxdTT9)
108
109 # Ajuste 10 - retirada do AL (em substituição ao LE)
110 modelxdTT10<-lm(RT ~ LE + C + factor(Grau))
111 summary(modelxdTT10)
112 vif(modelxdTT10)
113 plotResiduals(modelxdTT10)
114 qqnorm(resid(modelxdTT10)) ; qqline(resid(modelxdTT10))
115 residuosTT10<-resid(modelxdTT10)
116 hist(residuosTT10)
117 shapiro.test(resid(modelxdTT10))
118 anova(modelxdTT10)
119 par(mfrow = c(2,2))
120 qqnorm(resid(modelxdTT9)) ; qqline(resid(modelxdTT9))
121 qqnorm(resid(modelxdTT10)) ; qqline(resid(modelxdTT10))
122 hist(residuosTT9)
123 hist(residuosTT10)
124 bptest(modelxdTT10)
125 dwtest(modelxdTT10)
126

127 #####
128 # Escolha de modelos
129
130 # Mallows
131 library(olsrr)
132 ols_mallows_cp(modelxdTT9, modelxdTT )
133 ols_mallows_cp(modelxdTT10, modelxdTT )
134 ols_mallows_cp(modelxdTTpos10, modelxdTTpos )
135 ols_mallows_cp(modelxdTTposEsp11, modelxdTTposEsp )
136
137 # AIC
138
139 ols_aic(modelxdTT9)
140 ols_aic(modelxdTT10)
141 ols_aic(modelxdTTpos10)
142 ols_aic(modelxdTTposEsp11)
143
144 # PRESS
145
146 library(MPV)
147 MPV::PRESS(modelxdTT9)
148 MPV::PRESS(modelxdTT10)
149 MPV::PRESS(modelxdTTpos10)
150 MPV::PRESS(modelxdTTposEsp11)
151 |

```

Fonte: elaborado pelo autor