

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA



VICTOR BORGES ZEMA ROSA

Conespro: UM NOVO PROGRAMA PARA APLICAÇÕES DE FERRAMENTAS DO CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS

UBERLÂNDIA

2021

VICTOR BORGES ZEMA ROSA

Conespro: UM NOVO PROGRAMA PARA APLICAÇÕES DE FERRAMENTAS DO CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS

Monografia de graduação apresentada a Universidade Federal de Uberlândia como parte dos requisitos necessários para a aprovação na disciplina Trabalho de Conclusão de curso, do curso de Engenharia Química.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Sarah Arvelos Altino

UBERLÂNDIA

2021

ConEsPro: UM NOVO PROGRAMA PARA APLICAÇÕES DE FERRAMENTAS DO CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSOS

		\	00 1	0004
l	Jberlândia	XX de	()6 de	2021

Monografia aprovada para a disciplina Trabalho de Conclusão de Curso, do curso de Engenharia Química, da Universidade Federal de Uberlândia (MG) pela banca examinadora formada por:

Prof. Dra. Sarah Arvelos Altino, FEQUI/UFU

Prof., FEQUI/UFU

Prof., FEQUI/UFU

DEDICATÓRIA

AGRADECIMENTOS

RESUMO

O presente trabalho foi realizado com o intuito de auxiliar os estudantes na temática de controle estatístico de processos, portanto foi apresentada uma base teórica, comumente encontrada em língua estrangeira, a fim de facilitar o acesso à informação por lusofalantes. Além disso, para maior entendimento e aplicação das cartas de controle e análise estatística, o objetivo do trabalho foi o desenvolvimento de uma aplicação de código aberto, escrita na linguagem python 3, com uma interface gráfica simplificada e intuitiva. A aplicação, denominada ConEsPro, foi preparada para realizar a construção das ferramentas de controle estatístico como as cartas de Shewhart, X barra e R, além das principais carta de controle por atributo, p, np, C e U, além das cartas especiais de média móvel e soma acumulada, EWMA e CUSUM. Para as análises estatísticas, foram implementados os testes de normalidade de Anderson-Darling, Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov, além dos diagramas de dispersão, Pareto e histogramas.

Palavras-chave: controle estatístico de processos, ferramentas da qualidade, estatística para engenheiros.

ABSTRACT

The present work was carried out with the aim of helping students in the statistical process control subject, therefore, a theoretical basis, commonly found in a foreign language, was elaborated in order to facilitate access to information by portuguese speakers. In addition, for greater understanding and application of control charts and statistical analysis, the objective of the work was to develop an open-source application, written in Python 3 language, with a simplified and intuitive graphical user interface. The application, named ConEsPro, was prepared to automatically carry out the construction of statistical control tools such as Shewhart's X bar and R charts. In addition, the main charts for attribute control such as p, np, C and U charts and the special moving average and accumulated sum charts, EWMA and CUSUM, were implemented. For statistical analyses, Anderson-Darling, Shapiro-Wilk and Kolmogorov-Smirnov formal normality tests were implemented, in addition to scatter plots, Pareto diagrams and histograms.

Keywords: statistical process control, quality tools, statistics for engineers.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Conjunto de ferramentas de análise	7
Figura 2 – Criação do executável da interface gráfica	12
Figura 3 – Instalador do ConEsPro.	13
Figura 4 – Arquivo executável da interface gráfica	13
Figura 5 – Importação de dados no ConEsPro	
Figura 6 – Botão de salvamento de figuras geradas pelo ConEsPro	15
Figura 7 – Botão de salvamento de dados gerados	
Figura 8 – Importação de bibliotecas e códigos em python	16
Figura 9 – Função de inicialização da classe	17
Figura 10 – Interface de menu da ferramenta carta U	17
Figura 11 – Interface gráfica principal do ConEsPro	19
Figura 12 – Código de teste de classe.	
Figura 13 – Histogramas das amostras de tamanhos n=5;10;20;30	36
Figura 14 – Histogramas das amostras de tamanhos n=50;100;300;500	
Figura 15 – Diagrama de dispersão V versus P	
Figura 16 – Diagrama de dispersão para 1V versus P	39
Figura 17 – Resultado do teste de normalidade para a fase 1	42
Figura 18 – Carta de controle X para a fase 1.	
Figura 19 – Carta de controle R para a fase 1.	
Figura 20 – Resultado do teste de normalidade para a fase 2	45
Figura 21 – Carta de controle X para a fase 2.	46
Figura 22 – Carta de controle R para a fase 2.	46
Figura 23 – Carta de controle p	48
Figura 24 – Carta de controle np	
Figura 25 – Carta de controle C.	
Figura 26 – Carta de controle U.	
Figura 27 – Gráfico CUSUM.	
Figura 28 – Carta CUSUM tabular completa	
Figura 29 – Carta de controle MMEP	54

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados dos testes de normalidade para as amostras geradas	35
Tabela 2 – Dados para gráfico de dispersão V versus P	38
Tabela 3 – Dados para o diagrama de Pareto	40
Tabela 4 – Dados para a fase 1 de testes	41
Tabela 5 – Dados para a fase 2 de testes	44
Tabela 6 – Dados para as cartas de controle p e np	47
Tabela 7 – Dados para as cartas de controle C e U	49
Tabela 8 – Dados para as cartas de controle especiais e gráfico CUSUM: Am indic	am
amostras e E as eficiências	52

SUMÁRIO

1	INTRODUÇAO	2
1.1	Objetivos	4
2	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	5
3	REQUISITOS DO SISTEMA E IMPLEMENTAÇÃO	9
4	VISÃO GERAL DO PROGRAMA	. 11
4.1	Instalação	. 11
4.2	Arquivos de entrada e saída	. 14
4.3	Procedimento de implementação de ferramentas	. 16
4.3.1	Importar bibliotecas e funções	. 16
4.3.2	Definir classe para a ferramenta	. 16
4.3.3	Definir rotina de inicialização da classe	. 16
4.3.4	Definir Funções de geração dos resultados da ferramenta	. 18
4.4	Interface gráfica principal	. 18
4.5	Ferramentas implementadas do CEP	. 19
5	EQUACIONAMENTO BÁSICO IMPLEMENTADO NO ConEsPro	. 20
5.1	Análise Estatística Básica	. 20
5.1.1	Histograma	. 20
5.1.2	Diagrama de Pareto	. 21
5.1.3	Diagrama de dispersão	. 22
5.2	Testes de normalidade	. 23
5.3	Cartas de Controle de Variáveis	. 24
5.3.1	Carta x-barra, x	. 24
5.3.2	Carta de amplitudes, R	. 25
5.4	Cartas de Controle de Atributos	. 26
5.4.1	fração de defeituosos, p	. 27
5.4.2	número de defeituosos, np	. 28
5.4.3	número de defeitos por amostra, u	. 29
5.4.4	número de defeitos por unidade, C	. 30
5.5	Cartas de Controle Especiais	. 31
5.5.1	Média móvel exponencialmente ponderada, MMEP	. 31

5.5.2	Somas acumuladas, CUSUM	33
6	ESTUDOS DE CASO	34
6.1	Testes de normalidade e análise estatística básica	34
6.2	Cartas de controle de variáveis	40
6.3	Cartas de controle de atributos	47
6.4	Cartas de controle especiais	51
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	54
	REFERÊNCIAS	

1 INTRODUÇÃO

Em geral, produtos que apresentam vantagens ou superioridade em suas características possuem capacidade de atrair uma receita superior, tanto por serem atribuídos preços mais elevados, quanto por possuírem uma participação no mercado mais elevada. Produtos pouco ou não competitivos em suas características, assim como produtos defeituosos ou que apresentem alguma deficiência, tendem a ser vendidos a um preço mais baixo. Além disso, o cliente que adquirir um produto defeituoso poderá tomar ações prejudiciais à organização como, a título de exemplo, reclamações, processos ou passar a adquirir produtos de um competidor (JURAN; BLANTON, 1998).

Além disso, é importante para uma organização entender que no mercado, os requisitos dos clientes se tornam cada vez mais rigorosos e, ao mesmo tempo, é provável que os competidores também estejam melhorando. Sendo assim, é necessário que a organização mantenha o processo de melhoria da qualidade contínuo e total (DALE; PLUNKETT, 1991).

Inovações na produtividade são essenciais para que uma companhia sobreviva em um mercado global altamente competitivo. Para melhorar a produtividade, indústrias químicas têm empregado métodos de gestão diversos, como seis sigma, gestão de qualidade total (GQT), controle de qualidade total (CQT) e controle de qualidade (CQ) para garantir, de maneira consistente, a qualidade dos produtos independentemente de variações e perturbações no processo produtivo. Em particular, as ferramentas apresentadas pelo seis sigma têm repetidamente produzido resultados e valores econômicos impressionantes (HAN; KIM; YOON, 2008).

Entretanto, no caso da indústria química, encontram-se raros relatos de implementações bem sucedidas da metodologia devido as limitações impostas pela alta não-linearidade dos processos e suas casualidades (KIM *et al.*, 2003). A título de exemplo, apresenta-se o controle de qualidade total em uma planta de produção de polímeros. Um processo de produção de cadeias poliméricas não é constituído apenas de reatores. Consiste em reatores, separadores, extrusores e tanques de mistura. Portanto, a qualidade do produto final é afetada pelas condições de operação em todos os processos (OHSHIMA; TANIGAKI, 2000). Dessa forma, as ferramentas do controle

estatístico se mostram predominantes no que se diz respeito à análise, quantificação, controle, minimização e predição de fontes de perturbação (JUAHIR *et al.*, 2017).

O controle estatístico de processo (CEP) é aplicado de forma ampla em diversas indústrias de manufatura. Entretanto, a aplicação de análises de capacidade (ACP) com a utilização das cartas de controle (CC) são negligenciadas ou realizadas de forma pouco aprofundada. Dessa forma, os engenheiros de controle comumente dirigem seu foco para aplicações de análises quantitativas dos dados coletados com utilização de softwares comerciais como SPSS, SAS ou Minitab. Em decorrência desse fato, a análise proativa dos dados, que apresenta grande importância para a manutenção de uma visibilidade efetiva das análises do processo, é negligenciada (CHOI; NA; YANG, 2020).

A produção e utilização de *softwares Open Source* (OSS) se apresenta como uma alternativa aos *softwares* apresentados por proverem maior flexibilidade tanto na criação, quanto na adaptação de códigos, sendo que estes são incentivados a serem liberados para domínio público (BROWN; BOOCH, 2002). Além disso, os OSS, em geral, são mais criativos, o que leva a um desenvolvimento acelerado de novos recursos, podendo ser implementados para necessidades específicas dos usuários.(PAULSON; SUCCI; EBERLEIN, 2004)

1.1 Objetivos

Em virtude do que foi apresentado, o objetivo geral do presente trabalho de conclusão de curso foi a criação de um "software" de código aberto capaz de aplicar e analisar automaticamente ferramentas da qualidade e realizar cálculos de estatística básica.

Além disso, os objetivos específicos foram:

- Auxiliar estudantes, engenheiros e pesquisadores no estudo e leitura sobre CEP e ferramentas da qualidade;
 - Criar rotinas computacionais que realizem testes de normalidade do tipo:
 - Anderson-Darling;
 - Kolmogorov-Smirnov;
 - Shapiro-Wilk;
 - Desenvolver implementações das cartas de controle de variáveis:
 - o para média e amplitude;
 - para média e desvio-padrão
 - considerando valores individuais:
 - Desenvolver implementações das cartas de controle de atributos para:
 - fração de defeituosos;
 - número de defeituosos;
 - número de defeitos por amostra;
 - número de defeitos por unidade;
- Criar códigos computacionais que avaliam a capacidade de processos observando limites de especificação bilaterais ou unilaterais;
 - Criar rotinas computacionais que realizem a avaliação de gráficos:
 - de média móvel exponencialmente ponderada;
 - o de soma acumulada:
 - o em forma de histograma;
 - o de Pareto.

• Desenvolver uma interface gráfica que una as rotinas criadas no trabalho de conclusão de curso e que seja de fácil manuseio para o usuário final.

2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

O conceito de qualidade apresenta importantes aspectos para o CEP. Para (JURAN; BLANTON, 1998), qualidade, por definição, está correlacionada a renda e custo. A primeira, significa as determinadas características dos produtos que atendem às necessidades dos clientes e, assim, fornecem satisfação ao cliente e, por conseguinte, maior renda. A segunda, é relacionada à liberdade de deficiências, erros ou falhas de campo que resultariam em retrabalho, insatisfação do cliente ou reclamações, sendo assim direcionada aos custos. Portanto, um maior nível de qualidade é implicado diretamente pelas reduções nas variabilidades dos processos produtivos e correlacionados.

O Controle Estatístico de Processo (CEP) é uma metodologia fundamental para melhoria da qualidade de produtos, processos e serviços. O CEP, apesar de ter as palavras "estatística" e "controle" em seu nome, versa, majoritariamente, sobre "competitividade". Organizações, seja qual for sua natureza, competem em três questões: qualidade, entrega e preço. A reputação de uma organização é dada pela qualidade de seus produtos e serviços. Sem reputação, não há sucesso e estabilidade. Além disso, se a qualidade estiver correta, as chances são de que o preço do produto (ou serviço) também seja competitivo, o que maximiza os lucros (OAKLAND; OAKLAND, 2007).

A fim de prever erros e defeitos no produto, o CEP é apresentado como um conjunto de métodos definidos para aprimorar um processo através do monitoramento da variabilidade. São realizadas diversas amostragens em que, no caso de as variáveis mensuradas serem valores numéricos, se faz o chamado controle de variáveis do processo. Por outro lado, se as variáveis analisadas forem frequências de observações de determinadas características, faz-se o controle de atributos. Sendo assim, a

metodologia usa de ferramentas estatísticas para analisar e controlar as diversas variabilidades nos processos, através da construção, por exemplo, de cartas ou gráficos de controle (LOUZADA *et al.*, 2013).

A metodologia foi inicialmente popularizada em 1950 no Japão na indústria de manufatura por W.E. Deming, o qual aplicou os princípios desenvolvidos por W. Shewhart em 1920. No entanto, foi a partir da década de 1980 que a indústria ocidental começou a utilizar o CEP rapidamente em diversos tipos de processos produtivos (LIM; ANTONY; ALBLIWI, 2014).

No CEP, os números e as informações formarão a base para as decisões e ações. Além dos elementos básicos de um sistema de gestão, que fornecerá uma estrutura para o registro dos dados, existe um conjunto de "ferramentas" que podem ser aplicadas para interpretar totalmente e derivar o uso máximo dos dados. Os métodos simples listados na Figura 1 oferecem para qualquer organização um meio de coletar, apresentar e analisar a maioria de seus dados (LEVINSON, 2010; OAKLAND; OAKLAND, 2007).

Dentre essas ferramentas, os gráficos de controle, também conhecidos como cartas de controle, são a técnica mais utilizada na indústria. Estas cartas são usadas para monitorar a característica de qualidade de interesse e eles podem detectar e identificar as causas especiais que são responsáveis para a variabilidade não natural de um processo. Quando os parâmetros representam alguma característica de qualidade do processo são desconhecidos, os gráficos de controle podem ser aplicados em um procedimento de duas fases. Na Fase I, gráficos de controle são usados retrospectivamente para estudar uma amostra de referência histórica. Este uso de gráficos inclui a definição do controle estado do processo e avaliação da estabilidade do processo para garantir que a amostra de referência seja representativa do processo. Uma vez que uma amostra de referência no controle é estabelecida, os parâmetros do processo são estimados a partir dessa amostra da Fase I e os limites de controle são estimados para uso nas etapas seguintes. Na Fase II, as amostras do processo são monitoradas prospectivamente para partidas do estado de controle. Se as estatísticas do gráfico observadas sucessivamente são plotadas dentro dos limites de controle, o

processo é considerado estável ou sob controle. Estatísticas do gráfico que são plotadas fora dos limites de controle são sinais de que o processo pode estar fora de controle e ação corretiva no processo pode ser necessária (JENSEN *et al.*, 2006).

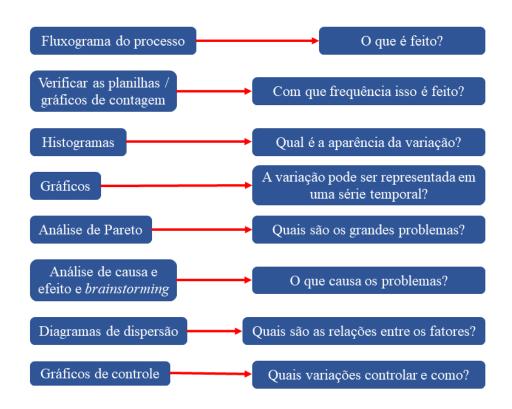


Figura 1 – Conjunto de ferramentas de análise.

Os Gráficos de controle foram introduzidos pela primeira vez por (SHEWHART, 1926), com a motivação de propor um método para análise das variações de um sistema de produção. A metodologia parte da consideração de que um produto uniforme implica que as diferenças entre as unidades produzidas seriam regidas por complexo sistema probabilístico de causas não atribuíveis que produziriam resultados independentes do tempo.

Sendo assim, utilizando distribuições probabilísticas para representar as variações de causas não atribuíveis, seria possível identificar falhas de causas atribuíveis através da representação gráfica do sistema e limites de controle, ou seja, limites de

variação que quando ultrapassados, seria uma indicação de variação não natural do sistema.

Os gráficos Shewhart, usam apenas informações atuais e isso os torna insensíveis na detecção de mudanças de processo pequenas e moderadas. Além disso, até o final da década de 1980, uma das premissas básicas que quase todas as cartas de controle desenvolvidas se baseavam, era de que as observações subjacentes são independentes ao longo do tempo.

Para superar este problema, (PAGE, 1954) desenvolveu o gráfico da soma cumulativa (CUSUM) e (ROBERTS; TECHNOMETRICS; AUG, 1959) propôs a média móvel (MA) e gráficos de média móvel exponencialmente ponderada (EWMA). Esses gráficos têm uma espécie de "memória temporal", pois usam tanto o passado quanto informações atuais (ALEVIZAKOS; CHATTERJEE; KOUKOUVINOS, 2021).

A proposta apresentada por (PAGE, 1954), parte da utilização da soma cumulativa dos desvios amostrais em relação a um valor alvo. Para o caso de a amostragem apresentar um afastamento do valor alvo, o gráfico apresentaria uma tendência crescente considerável e caso apresente uma aproximação, apresentaria uma tendência negativa.

O gráfico CUSUM não é considerado uma carta de controle devido à ausência de limites de controle. Portanto, foi proposto a carta de controle CUSUM tabular aplicando estatísticas C+ e C- acumulando os desvios positivos e negativos, respectivamente, em relação ao valor alvo e podendo ser plotada de forma unilateral (com apenas uma das estatísticas), sendo chamadas CUSUM tabular superior para C+ ou inferior para C-. Além disso, ambas as estatísticas podem ser plotadas o que resultaria na carta CUSUM bilateral ou completa. A carta de controle CUSUM é muito eficaz para indicar pequenas mudanças.

Por outro lado, a carta EWMA, proposta por Roberts (1959), assim como outras cartas de médias móveis geométricos, é pouco afetada pela não normalidade da distribuição dos dados. A carta de controle de média móvel exponencialmente ponderada aplica uma progressão geométrica de pesos atribuídos aos desvios do valor alvo. Assim,

os limites de controle são, em geral, plotados em três desvios padrões da média móvel de distância (acima e abaixo) do valor alvo.

3 REQUISITOS DO SISTEMA E IMPLEMENTAÇÃO

ConEsPro (versão 1.5) foi desenvolvido em linguagem python como um aplicativo com interface gráfica de usuário (GUI). Faz uso de python versão 2.7 ou superior (mas inferior à versão 3.0)

Python é uma ideia do programador holandês Guido van Rossum, que concebeu a linguagem na década de 1980, como um projeto de passatempo e assim chamado devido ao mesmo ser um entusiástico fã de programa de televisão "Monty Python's Flying Circus". Desde então, Python se tornou uma das linguagens de programação mais populares e robustas, com grande foco em legibilidade e expressividade (Mccaffrey 2020). Python é tecnicamente descrita como uma linguagem de programação, "interpretada", "digitada dinamicamente", "de alto nível" e cada um desses recursos tem um significado específico. Linguagens interpretadas são aqueles cujas instruções podem ser escritas e executadas direta e instantaneamente (isso acaba sendo muito importante para a computação interativa). Esse termo contrasta com "linguagens compiladas" em que os programas devem ser inteiramente escritos e traduzidos. "Digitado dinamicamente" e "alto nível" são termos relacionados. O primeiro significa que: Os valores usados no tempo de execução são classificados em tipos; existem restrições sobre como esses valores podem ser usados; quando essas restrições são violadas, a violação é relatada como um erro de tipo (dinâmico). O segundo termo diz que a linguagem abstrai conceitos próprios dos processadores das máquinas, como instruções e registradores, colocando uma certa "capa" que se concentra mais na construção de comandos. Por isso, são mais simples de aprender para alguém que ainda não entende muito sobre as partes mais complexas dos computadores, já que é possível construir e projetar coisas mais facilmente (JONES; JONES; SIN, 2019; ROCHA; FERREIRA, 2018).

Um dos fatores que traz destaque à linguagem Python são justamente suas bibliotecas e pacotes, que proporcionam muita simplicidade as aplicações, além de garantir *scripts* descomplicados e eficientes. Os pesquisadores de hoje, em todas as disciplinas acadêmicas, muitas vezes precisam escrever código de computador a fim de coletar e processar dados, realizar testes estatísticos, executar simulações ou desenhar figuras. Códigos escritos em Python, linguagem a ser utilizada para o desenvolvimento deste programa são facilmente interpretados e oferecem uma maneira de criar um programa computacional que possa ser prontamente lido e replicado (RANDLES *et al.*, 2017).

As bibliotecas utilizadas para a implementação foram: NumPy, SciPy, Pandas, sklearn e matplotlib. A biblioteca NumPy foi utilizada por fornecer um objeto de matriz multidimensional, além de uma variedade de rotinas para operações rápidas em matrizes, incluindo matemática, lógica, classificação, seleção, operações estatísticas básicas e muito mais¹. O pacote SciPy², por sua vez, foi responsável por adicionar um conjunto de algoritmos matemáticos e funções de conveniência construídos na extensão NumPy. Este, foi selecionado devido a sua significância em relação sessão interativa do Python, fornecendo ao usuário comandos e classes de alto nível para manipulação e visualização de dados. Além disso, foi utilizado para a implementação dos testes de normalidade dos dados³.

Além destas, o pacote Pandas⁴ foi de grande importância para a aplicação pelo seu grande poder ao trabalhar com dados tabulares, como dados armazenados em planilhas ou bancos de dados. Foram utilizadas as tabelas chamadas de "DataFrames" para realizar uma gama de operações matemáticas e estatísticas. Além disso, o Pandas, por suportar a integração com muitos formatos de arquivo ou fontes de dados (csv, excel, sql, json, parquet, ...) foi utilizado para criar uma ligação direta entre o ConEsPro e os dados tabulares, utilizados para validação das ferramentas.

¹ https://numpy.org/ - acesso em 19/06/2021.

² https://www.scipy.org/ - acesso em 19/06/2021.

³ https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/tutorial/general.html - acesso em 19/06/2021.

⁴ https://pandas.pydata.org/ - acesso em 19/06/2021.

Já a biblioteca Matplotlib⁵ (HUNTER, 2007) foi aplicada por se basear em um conjunto de gráficos 2D para desenvolvimento de scripts interativos e geração de imagens com qualidade de publicação em interfaces de usuário e sistemas operacionais. Dessa forma, foi utilizada nas ferramentas do ConEsPro para plotar os dados obtidos pelo uso do pacote Pandas. Por fim, a biblioteca Sklearn⁶, ou Scikit-learn, por sua aplicabilidade em problemas de regressão e aprendizado de máquina, foi fundamental para a aplicação do diagrama de dispersão.

O ConEsPro usa o pacote Tkinter⁷ para criação de sua interface gráfica de usuário (GUI). A fim de facilitar e abranger o uso da aplicação por usuários não familiarizados com a linguagem de programação, a biblioteca foi utilizada na criação de uma interface gráfica intuitiva. O Tkinter foi criado para interligar a linguagem Tlc com o Python, trazendo uma variedade de ferramentas e widgets de programação orientada a objetos para a criação de aplicações com interfaces visuais de maneira prática.

O código fonte do ConEsPro está disponível em http://XXXX.github.com/XXXXX.

4 VISÃO GERAL DO PROGRAMA

4.1 Instalação

O mecanismo de instalação do ConEsPro foi criado a partir de um arquivo executável cuja utilização está detalhada neste tópico. Inicialmente, utilizando o pacote Pylnstaller, foi obtido um executável do arquivo (GUI.py) da interface principal que englobasse todas as dependências necessárias para a execução da aplicação. O procedimento foi realizado conforme apresentado na Figura 2. Dessa forma, o ConEsPro

⁵ https://matplotlib.org/ - acesso em 19/06/2021.

⁶ https://scikit-learn.org/stable/ - acesso em 19/06/2021.

⁷ https://wiki.python.org/moin/TkInter - acesso em 10/06/2021.

foi habilitado a ser utilizado na íntegra, mesmo em máquinas que não possuam o python e as bibliotecas instalados.

Figura 2 – Criação do executável da interface gráfica.



Alterou-se o diretório para a localização do arquivo da interface (cd C:\diretório) Utilizou-se o código para inicializar o pyinstaller (pyinstaller --onefile --noconsole GUI.py) Após a finalização, o arquivo gerado (GUI.exe)

foi colado na pasta "Program Scripts".

Em seguida, foi criado um arquivo comprimido ".zip" da pasta contendo todos os arquivos do programa e, utilizando o software gratuito NSIS8, foi criado o instalador. Para isto, o NSIS foi executado e foi selecionada a opção "Installer based on .ZIP file". Na sequência, foi localizado o arquivo comprimido e, porteriomente, clicou-se na opção gerar.

Ao executar o instalador, deve-se conceder a permissão para que crie as pastas necessárias no disco local. Em sequência, será inicializada uma nova janela solicitando a seleção do local de instalação da pasta contendo os arquivos do programa. Esta opção, vem padronizada como a pasta arquivos de programas no disco local e pode ser alterada na opção "browse", como apresentado na Figura 3. Ao clicar na opção "install" serão

⁸ https://nullsoft-scriptable-install-system-nsis.br.uptodown.com/windows - acesso em 19/06/2021.

criados os arquivos necessários no local selecionado e o ConEsPro estará pronto para utilização a partir da abertura do arquivo "GUI.exe", assinalado na

Figura 4.

Figura 3 – Instalador do ConEsPro.

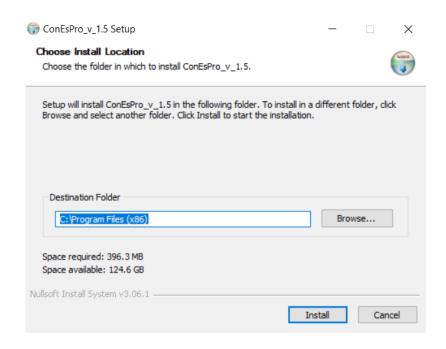
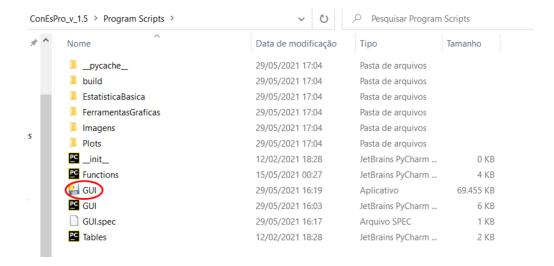


Figura 4 – Arquivo executável da interface gráfica.



4.2 Arquivos de entrada e saída

O ConEsPro foi preparado para a entrada de arquivos em excel (.xlsx) ou em valores separados por vírgula (.csv). Para abrir um arquivo ou base de dados no programa, devese selecionar a opção "Arquivo" seguida de "Abrir", como apresentado na Figura 5.

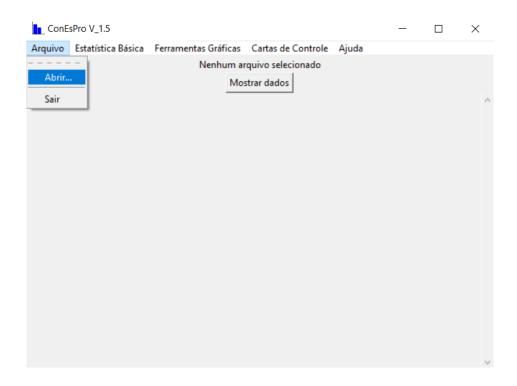
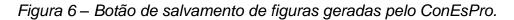


Figura 5 – Importação de dados no ConEsPro.

Após esses passos, será aberta uma nova janela onde se deve selecionar o arquivo desejado na máquina e selecionar novamente a opção "Abrir". Os dados são convertidos em um "dataframe" da biblioteca Pandas e, assim, estará pronto para ser trabalhado pelo ConEsPro.

Foi criado uma ferramenta de salvamento para que, ao final da utilização de algumas das ferramentas, os resultados pudessem ser salvos. Além dos gráficos plotados serem salvos na própria figura, como visto na Figura 6, os dados calculados podem ser salvos em um arquivo de Excel (.xlsx) ou no formato de valores separados

por vírgula (.csv). Para este, deve-se selecionar a opção salvar no menu da ferramenta, procedimento demonstrado para a carta de controle \bar{X} na Figura 7.



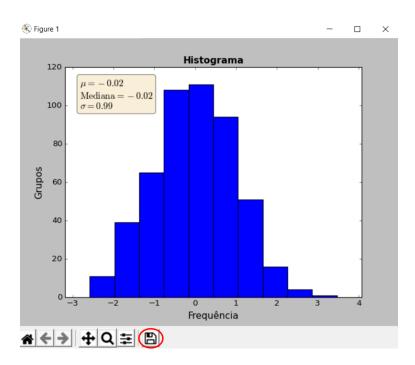
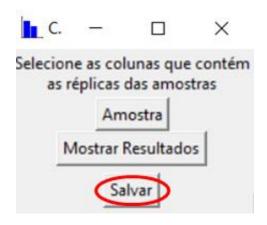


Figura 7 – Botão de salvamento de dados gerados.



4.3 Procedimento de implementação de ferramentas

O procedimento de implementação de cada ferramenta consistiu nos passos expostos neste tópico.

4.3.1 Importar bibliotecas e funções

Inicialmente, foram importadas as bibliotecas e funções necessárias como exemplificado na Figura 8. Este procedimento foi realizado tanto para bibliotecas instaladas, quanto para classes próprias localizadas em outros arquivos (.py).

Figura 8 – Importação de bibliotecas e códigos em python.

```
import tkinter as tk
from tkinter import messagebox
import Functions as func
```

4.3.2 Definir classe para a ferramenta

Cada ferramenta do ConEsPro foi definida como uma classe em um arquivo próprio, o que possibilitou a importação das ferramentas como funções pela interface principal com grande facilidade através do arquivo de funções da interface (Functions.py).

4.3.3 Definir rotina de inicialização da classe

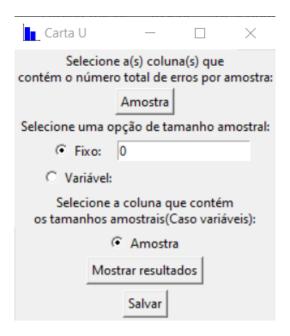
Cada classe recebeu em sua função de inicialização (__init__) a variável Tk da biblioteca tkinter, que indica a janela do menu principal ("master"), o caminho para o diretório do arquivo contendo os dados ("path"), além do cabeçalho da tabela dos dados ("header"), como exemplificado na Figura 9.

Figura 9 – Função de inicialização da classe.

```
def __init__(self, master, path, header):
    self.master = master
    self.path = path
    self.header = header
```

A função de inicialização foi utilizada em conjunto com a biblioteca Tkinter para criar a janela de opções da ferramenta. Nesta janela, foram configuradas todas as opções de interação com o usuário necessárias para a formulação dos resultados. As opções foram configuradas pela utilização dos "widgets" da biblioteca tkinter, incluindo botões, caixas de seleção, caixas de texto e etiquetas, formando a interface de ferramenta, como demonstrado na Figura 10 para a carta de controle U.

Figura 10 – Interface de menu da ferramenta carta U.



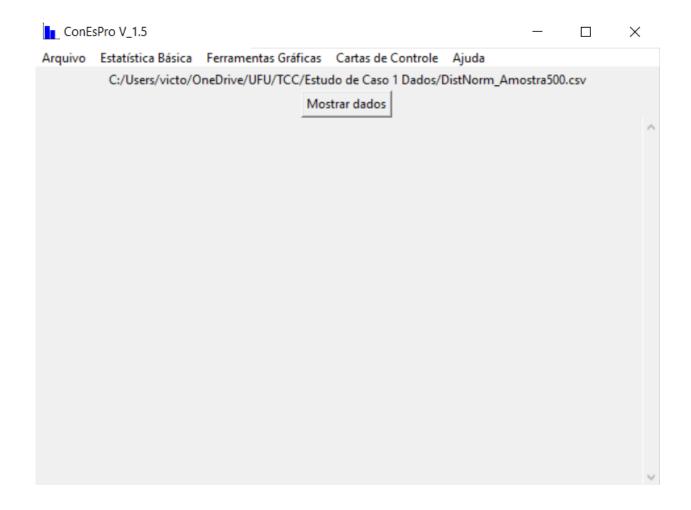
4.3.4 Definir Funções de geração dos resultados da ferramenta

Por fim, foram definidas as funções responsáveis por receber e realizar o tratamento dos dados através da biblioteca pandas. Estas foram preparadas a fim de que, ao clique do botão "Mostrar resultados", fossem realizados os cálculos necessários e, através da biblioteca matplotlib, os resultados seriam plotados no formato determinado.

4.4 Interface gráfica principal

A interface principal utilizou de recursos da biblioteca tkinter e para interligar todos os arquivos da aplicação em um menu simples e intuitivo. Através das funções de interface localizadas no arquivo "Functions.py", as classes referentes a cada uma das ferramentas foram ligadas aos botões do menu principal superior de forma que a interface principal passasse um parâmetro diferente para a função de chamada de ferramenta (RunPlotMenu, localizada no código de funções de interface) e esta foi responsável por inicializar o submenu da ferramenta referente a este parâmetro. A interface principal foi organizada de forma a dividir as chamadas de ferramentas na barra de menu como apresentado na Figura 11. Dessa maneira, a formatação proposta possibilitou o acesso a todas as ferramentas de forma simplificada, rápida e intuitiva para o usuário.

Figura 11 – Interface gráfica principal do ConEsPro.



4.5 Ferramentas implementadas do CEP

As ferramentas implementadas no ConEsPro foram divididas em três grupos localizados na barra de menu superior na interface principal. Estes foram nomeados: Estatística básica; ferramentas gráficas; cartas de controle. A implementação das ferramentas em códigos independentes, mas interligados, facilitou o entendimento e edição de cada ferramenta separadamente. Esse procedimento evitou que erros durante as implementações e alterações viessem a comprometer o funcionamento da aplicação como um todo. Além disso, cada interface de ferramenta foi passível de ser testada de

forma independente a interface principal pela adição de um código de chamada de classe ao final de sua definição, como apresentado na Figura 12.

Figura 12 – Código de teste de classe.

```
root = tk.Tk()
header = ["a"_"b"]
path = "/"
app=Histograma(root_path_header)
```

5 EQUACIONAMENTO BÁSICO IMPLEMENTADO NO ConEsPro

5.1 Análise Estatística Básica

Para análises estatísticas básicas, o programa foi preparado com três ferramentas estatísticas principais, sendo histograma, gráfico de Pareto e diagrama de dispersão.

5.1.1 Histograma

A construção do histograma, consiste em fazer a divisão dos dados em grupos, se possível de mesma escala, denominados intervalos de classes. O número de intervalos deve ser definido de forma que para um maior número de observações, deve-se existir um número maior de grupos. Sendo que, para que a informação visual fique disposta adequadamente, este número não deve ser nem insuficiente, nem excessivo. Em seguida, devem ser plotadas as frequências de observações de dados, dentro de cada intervalo, em colunas separadas para cada grupo. Esta ferramenta, promove uma impressão visual sobre o formado da distribuição e variabilidade dos dados. Os

equacionamentos para a construção do histograma estão apresentadas nas Equações (1), (2) e (3) (LOUZADA *et al.*, 2013). Nas Equações (1-3), R representa a amplitude dos dados analisados, H é o intervalo das classes e K é o número de classes. LS é o limite superior de uma classe e LI o inferior.

A implementação do histograma foi realizada a partir do arquivo "Histograma.py", localizado dentro da pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\EstatisticaBasica).

$$R = maior \ valor - menor \ valor \tag{1}$$

$$H = R/K \tag{2}$$

$$LS = LI + H \tag{3}$$

5.1.2 Diagrama de Pareto

Um valioso auxílio à seleção de projetos de melhoria de um processo é o Princípio de Pareto que afirma que em qualquer população que contribui para um efeito comum, as ações de relativamente poucos contribuintes explicam a maior parte do efeito. Este princípio foi adaptado por (JURAN; BLANTON, 1998) para criar o diagrama de Pareto. Esta ferramenta consiste em um gráfico de barras que classifica os dados por frequência em grupos de atributos a fim de identificar os mais relevantes para os efeitos do processo (FAHEY; JEFFERS; CARROLL, 2020).

A construção do gráfico de Pareto foi feita a partir das frequências de observação de cada característica da qualidade ou defeito, onde estas foram plotadas para cada grupo representante dessa característica. Sendo organizados da esquerda para a direita

no eixo horizontal, os grupos foram dispostos de forma decrescente, revelando assim, os defeitos mais relevantes (LOUZADA *et al.*, 2013). A implementação da ferramenta foi realizada pela ordenação dos dados entrados pelo usuário de forma decrescente e separando-os em grupos, sendo que o número de grupos ficou a critério do usuário. Assim, foram plotadas as frequências de cada grupo na forma de gráfico de barras, assim como o percentual acumulado como uma curva. O código implementado se encontra no arquivo "Pareto.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\EstatisticaBasica).

5.1.3 Diagrama de dispersão

Quando se deseja analisar a existência de correlação linear entre duas variáveis aleatórias, X e Y, é comum a utilização do diagrama de dispersão. Neste, a relação linear entre as variáveis é representada por uma linha reta, dessa forma são amplamente utilizadas as metodologias de regressão linear. Dessa forma, é importante destacar que a regressão linear aponta a melhor reta que representa os dados, entretanto esta não representa perfeitamente todos os dados. Assim, utiliza-se o coeficiente de determinação, r², para avaliar quantitativamente a representação da reta encontrada para os dados utilizados, determinando assim a validade da regressão (SAMOHYL, 2009).

Portanto, para a implementação da ferramenta diagrama de dispersão, foi utilizada as funções de regressão linear encontradas na biblioteca "Sklearn" do python. Assim, foram plotados os valores relacionados de X e Y e calculados os coeficientes linear e angular da melhor reta, além do coeficiente de determinação. O código implementado se encontra no arquivo "Dispersao.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\EstatisticaBasica).

5.2 Testes de normalidade

A importância da distribuição normal é inegável, uma vez que é uma suposição subjacente de muitos procedimentos estatísticos, como testes t, análise de regressão linear e Análise de Variância (ANOVA). Quando a suposição de normalidade é violada, a interpretação e as inferências podem não ser confiáveis ou válidas. Os três procedimentos comuns para avaliar se uma amostra aleatória de observações independentes de tamanho n vem de uma população com uma distribuição normal são: métodos gráficos (histogramas, boxplots, QQ-plots), métodos numéricos (índices de assimetria e curtose) e testes formais (RAZALI; YAP, 2011; SUCHMACHER; GELLER, 2012).

Para a elaboração do COnEsPro foram selecionados 3 testes formais, a saber: O teste de Shapiro-Wilk (SW), teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) e teste de Anderson-Darling (AD). Estes foram selecionados devido ao fato de estarem implementados na biblioteca "scipy" no modulo "stat". Assim, o COnEsPro atuou como uma interface para o uso dos códigos, uma vez que de fato existe uma biblioteca interna para este tipo de cálculo.

Detalhes sobre a base teórica dos métodos pode ser consultada em (HENDERSON, 2006). Alguns estudos realizados na literatura sugerem que o teste de Shapiro-Wilk seja superior aos demais (MIOT, 2017; RAZALI; YAP, 2011; SRIVASTAVA; MUDHOLKAR, 2003).

A implementação dos testes foi realizada nos arquivos "ShapiroWilk.py", "KolmogorovSmirnov.py" e "AndersonDarling.py" localizados dentro da pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\EstatisticaBasica).

⁹ https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/stats.html - acesso em 19/06/2021.

5.3 Cartas de Controle de Variáveis

Para o controle de variáveis, utiliza-se dois gráficos (média e dispersão) para cada característica da qualidade que se quer controlar. Por características da qualidade, entendemos as propriedades diferenciadoras de um produto ou serviço, processo ou sistema. Os requisitos são declarados em documentos denominados especificações. (SAMOHYL, 2009).

Dentre as ferramentas do CEP para a realização do controle de variáveis, as cartas de controle de Shewhart apresentam grande destaque (LOUZADA *et al.*, 2013). Entre elas, a carta x-barra é a mais abrangentemente utilizada para o controle de tendências centrais, enquanto as cartas de amplitude da amostra são utilizadas para o controle de variabilidade do processo (MONTGOMERY, 2004).

5.3.1 Carta x-barra, \bar{x}

A carta de controle x-barra pode ser utilizada com o objetivo de comparar a média de um processo a um valor alvo ao longo de um determinado período (LOUZADA et~al., 2013). Para sua construção, foram calculadas e plotadas as médias amostrais, $\bar{x_l}$, além da média global, \bar{X} , como sendo a linha central da carta. Através da utilização dos coeficientes de Shewhart, foi calculado o desvio-padrão do processo, σ , sendo a média das amplitudes amostrais, \bar{R} , dividida pelo coeficiente d2, considerando uma distribuição normal, como apresentado pela Equação (4). Dessa forma, o erro-padrão foi calculado, como demonstrado pela Equação (5), a partir da divisão do desvio-padrão pela raiz quadrada de n, onde n é o tamanho da amostra.

$$\sigma = \frac{\bar{R}}{d_2} \tag{4}$$

$$erro - padrão = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \tag{5}$$

Os três erros-padrões acima e abaixo da média global para os limites de controle, foram definidos a partir do coeficiente A2 de Shewhart para um tamanho amostral n, como observado na Equação (6). Portanto os limites superior e inferior de controle foram definidos como apresentado pelas Equações (7) e (8) (SAMOHYL, 2009). O código implementado se encontra no arquivo "Carta_Xbarra.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\Plots).

$$3\left(\frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 3\left(\frac{\bar{R}/d_2}{\sqrt{n}}\right) = A_2\bar{R} \tag{6}$$

$$LSC = \bar{\bar{X}} + A_2 \bar{R} \tag{7}$$

$$LSC = \bar{\bar{X}} - A_2 \bar{R} \tag{8}$$

5.3.2 Carta de amplitudes, R

Visando simplificar as análises de cartas de controle por desvio-padrão utilizando amostras de tamanhos menores, Shewharts utilizou os parâmetros d2 e d3 para calcular o desvio padrão a partir da amplitude média das amostras (SAMOHYL, 2009). Assim, criou-se a carta de controle R, onde a linha central foi definida como a amplitude média dos dados e os limites superior e inferior de controle de três desvios padrões foram adaptados utilizando os parâmetros D3 e D4, multiplicados pela amplitude média dos dados. A fim de calcular a amplitude média, \bar{R} , foram calculadas as amplitudes de cada amostra, como sendo a diferença entre o maior e o menor valor de qualidade observado na i-ésima amostra, como apresentado pela Equação (9). A partir do cálculo da amplitude amostral, foi encontrada a amplitude média, \bar{R} , como apresentado pela Equação (10), onde m é o número total de amostras. Dessa forma, utilizando os coeficientes de Shewhart, foram calculados os limites superior e inferior de controle, como apresentado pelas Equações (11) e (12), respectivamente (MONTGOMERY,

2004). O código implementado se encontra no arquivo "CartaR.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\Plots).

$$R_i = x_{i-max} - x_{i-min} \tag{9}$$

$$\bar{R} = \frac{\sum_{i=1}^{m} R_i}{m} \tag{10}$$

$$LSC = D_4 \bar{R} \tag{11}$$

$$LIC = D_3 \bar{R} \tag{12}$$

5.4 Cartas de Controle de Atributos

Quando a característica da qualidade não é mensurável, como, por exemplo, a cor, passa-não-passa, conforme ou não conforme, é feito o controle de atributos. Neste tipo de avaliação a não conformidade é indicada pela presença de um defeito e a conformidade, pela ausência. Cartas por atributos permitem que ações corretivas sejam realizadas após terem sido fabricados uma certa quantidade de itens defeituosos, ao contrário das cartas de controle de variáveis que permitem ações preventivas. Apesar desta desvantagem, a avaliação de atributos como critério de qualidade, em geral, apresentam menor custo de produção/confecção (QUININO; CRUZ; HO, 2020; QUININO; CRUZ; QUININO, 2021; ZHOU; CHENG; ZHENG, 2019).

Segundo Montgomery (2004), as principais cartas de controle de atributos são:

- o fração de defeituosos, p;
- o número de defeituosos, *np*;
- o número de defeitos por amostra, *u*;
- número de defeitos por unidade, C.

O controle de atributos é indicado quando:

a mensuração da característica é antieconômica;

- é elevado o número de características da qualidade da peça a controlar;
- o controle é feito por métodos visuais, por calibres passa-não-passa etc.;
- o a característica não é mensurável.

Segue-se, abaixo, uma breve descrição das mesmas.

5.4.1 fração de defeituosos, p

Também conhecido como gráfico de controle para a fração não-conforme. Neste critério, as unidades dos produtos são classificadas em perfeitas ou defeituosas, boas ou más, passa-não-passa, aceito ou rejeitado, conforme ou não-conforme etc. Este, apresenta a possibilidade de variação do tamanho da amostra, apesar de ser uma prática não usual (MONTGOMERY, 2004).

Para um número m de amostras de tamanho n, o equacionamento apresentado por (SAMOHYL, 2009) foi feito a partir do cálculo da fração defeituosa amostral. Como apresentado pela Equação (13), pi é o quociente do número de peças defeituosas, d_i , pelo total de peças das amostras, n_i .

$$\hat{p}_i = \frac{d_i}{n_i} \tag{13}$$

Não é possível se obter uma carta de controle com apenas uma amostra. Sua construção exige a coleta de 20 a 25 amostras (i=1,2,...25 ou 20) com o maior tamanho possível (50 a 100 no mínimo) para que se garanta uma aproximação satisfatória com a distribuição normal (MONTGOMERY, 2004).

Dessa forma, sendo pi representante de apenas uma amostra, para a construção da carta de controle, foi calculada a fração defeituosa média p, onde m é o número total de amostras, como apresentado pela Equação (14).

$$p = \frac{\sum \hat{p}_i}{m} \tag{14}$$

Levando em consideração uma distribuição binomial, o desvio padrão percentual foi calculado como apresentado pela Equação (15). Além disso, seguindo os limites seis sigma de três desvios padrões de distância da média, foram calculados os limites superior e inferior de controle, como apresentados pelas Equações (16) e (17), respectivamente (SAMOHYL, 2009). O código implementado se encontra no arquivo "Carta_p.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\Plots).

$$\sigma = \sqrt{\frac{p(1-p)}{n_i}} \tag{15}$$

$$LSC = p + 3\sqrt{\frac{p(1-p)}{n_i}} \tag{16}$$

$$LIC = p - 3\sqrt{\frac{p(1-p)}{n_i}} \tag{17}$$

5.4.2 número de defeituosos, np

Também conhecido como gráfico de controle do número de não conformes. Quando o tamanho da amostra é constante e se deseja registrar as unidades defeituosas usa-se a carta *np*, *que* é equivalente ao gráfico p, mudando-se apenas a escala das ordenadas (MONTGOMERY, 2004).

Dessa forma, pelo equacionamento apresentado por (SAMOHYL, 2009), levando em consideração uma distribuição binomial, o desvio padrão foi calculado como apresentado pela Equação (18). A linha central é representada pelo produto do tamanho da amostra pela fração de defeituosos média. Portanto, esta é a quantidade esperada de defeitos para uma amostra (n vezes p). Já os limites superior e inferior de controle

foram calculados seguindo os limites de três desvios padrões, como apresentado pelas Equações (19) e (20), respectivamente. O código implementado se encontra no arquivo "Carta_np.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\Plots).

$$\sigma = \sqrt{p(1-p)n} \tag{18}$$

$$LSC = np + 3\sqrt{p(1-p)n} \tag{19}$$

$$LIC = np - 3\sqrt{p(1-p)n} \tag{20}$$

5.4.3 número de defeitos por amostra, u

Normalmente utilizada quando há variações no planejamento amostral, a carta de controle *u* visa acompanhar o número de defeitos por unidade de medida, u (m, m², peça, entre outros). Portanto, a ferramenta é normalmente utilizada quando há uma variação amostral tal que o tamanho da amostra passa a ser multiplicado por uma constante k. Assim, a partir de um certo ponto, as amostras passam a ter um tamanho n multiplicado por k. Portanto, a fração de defeitos por amostra, ou número de defeitos por unidade na amostra, ui, foi definida como o número de defeitos na i-ésima amostra, Ci, dividido pelo número de unidades presentes na amostra, como apresentado pela Equação (21) (LOUZADA *et al.*, 2013).

$$u_i = \frac{C_i}{n_i} \tag{21}$$

Para a realização do cálculo para a linha central da carta, a fração média de defeitos, u, foi definida como o número de defeitos em todas as amostras dividido pelo número total de amostras, como apresentado pela Equação (22). Sendo assim, os limites

de superior e inferior de controle, seguindo os limites de três desvios padrões, foram Equações (23) definidos como apresentado pelas е (24), respectivamente (MONTGOMERY, 2004). 0 código implementado se encontra no arquivo "CartaAtributoU.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\Plots).

$$u = \frac{\sum u_i}{m} \tag{22}$$

$$LSC = u + 3\sqrt{\frac{u}{n}} \tag{23}$$

$$LIC = u - 3\sqrt{\frac{u}{n}} \tag{24}$$

5.4.4 número de defeitos por unidade, C

A carta de controle c é usualmente utilizada em casos em que o item de análise é um produto caro e, portanto, as amostras apresentam tamanho reduzido, geralmente um produto por amostra. Além disso, o objeto de estudo pode apresentar uma grande variedade de defeitos, como por exemplo automóveis, eletrodomésticos ou grandes objetos da construção civil (SAMOHYL, 2009).

A construção do gráfico levou em consideração uma distribuição de Poisson, onde a média e a variância são valores idênticos. Portanto, a média de defeitos, C, foi definida como o somatório do número defeitos encontrados nas amostras, Ci, dividido pelo número total de amostras, K, como apresentado pela Equação (25) e foi plotada como a linha central do gráfico. Além disso, o desvio padrão foi calculado como sendo a raiz quadrada de C e, assim, os limites de controle superior e inferior de três desvios padrões foram calculados como apresentado pelas Equações (26) e (27) (LOUZADA *et al.*, 2013).

O código implementado se encontra no arquivo "CartaAtributoC.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\Plots).

$$C = \frac{\sum C_i}{K} \tag{25}$$

$$LSC = C + 3\sqrt{C} \tag{26}$$

$$LIC = C - 3\sqrt{C} \tag{27}$$

5.5 Cartas de Controle Especiais

Os gráficos de controle de média móvel exponencialmente ponderada e de soma acumulada, foram extensamente discutidos na literatura em relação a suas aplicações comparadas às cartas de Shewhart. Ambas as ferramentas foram projetadas para serem muito sensíveis a pequenas variações no processo e, portando, apresentam elevada eficiência neste tipo de detecção quando comparados aos gráficos de Shewhart (SAMOHYL, 2009).

Apesar da maior eficiência para aplicação na detecção de pequenos desvios, os gráficos CUSUM e MMEP são mais lentos para a detecção de grandes variações na média, sendo usual sua utilização complementar ao gráfico \bar{x} (WETHERILL, 1977).

5.5.1 Média móvel exponencialmente ponderada, MMEP

A construção da carta de controle MMEP, também conhecida como média móvel geometricamente ponderada, supõe a distribuição normal dos dados com valor alvo para a média, μ_0 , para um número m de amostras de tamanho individual n. Definido o valor z_0 como o valor alvo da média, como apresentado pela Equação (28), o valor de Z para

a i-ésima amostra foi ponderado por um menos o coeficiente r multiplicado pelo valor de Z da amostra anterior e somado à média da variável de interesse na i-ésima amostra ponderada pelo mesmo coeficiente r, como demonstrado pela Equação (29) (LOUZADA et al., 2013).

Dessa forma, o equacionamento indica que Z_i está a uma fração de distância r de Z_{i-1} até \bar{X}_i , conectados por uma linha reta. Além disso, o desvio padrão, considerando a independência das amostras com desvio-padrão comum, σ , foi calculado como apresentado pela Equação (30). Outro ponto de interesse, foi a aproximação do valor unitário pelo termo multiplicador da fração na Equação (30) conforme o valor de i se eleva, resultando na Equação (31). Por fim, foram calculados os limites superior e inferior de controle, de L desvios-padrões, acima e abaixo do valor alvo, respectivamente pelas Equações (32) e (33). Ao selecionar devidamente os parâmetros r (por volta de 0,05 ou 0,10) e L, a carta MMEP pode apresentar maior robustez a não-normalidade dos dados e ainda podendo ser utilizada para dados em distribuição normal (MONTGOMERY, 2004). O código implementado se encontra no arquivo "CartaMMEP.py" na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\Plots).

$$z_0 = \mu_0 \tag{28}$$

$$z_i = (1 - r)Z_{i-1} + r\bar{X}_i \tag{29}$$

$$\sigma_{zi} = \sigma \sqrt{\frac{r}{2 - r} [1 - (1 - r)^{2i}]}$$
 (30)

$$\sigma_{zi} = \sigma \sqrt{\frac{r}{2 - r}} \tag{31}$$

$$LSC = \mu_0 + L\sigma_{zi} \tag{32}$$

$$LIC = \mu_0 - L\sigma_{zi} \tag{33}$$

5.5.2 Somas acumuladas, CUSUM

O gráfico de controle de somas acumuladas CUSUM, como o MMEP, utiliza da séria de dados temporais como ponderadores para detectar rapidamente pequenas variações no processo. Entretanto, este se difere do MMEP por manter um total cumulativo dos desvios do valor alvo em função do tempo. Dessa forma, quando o valor observado se difere do alvo, o gráfico CUSUM tende a crescer, ou decrescer, rapidamente (WETHERILL, 1977).

O gráfico CUSUM, foi descrito como apresentado pela Equação (34), onde a estatística Ci apresenta o somatório das diferenças entre a média amostral da variável observada e o valor alvo do processo, até a i-ésima amostra. Dessa forma, a dificuldade na definição de uma regra que determinasse claramente quando o processo estaria fora de controle, devido as grandes variações aparentes no gráfico, foi criada a ferramenta CUSUM tabular (LOUZADA *et al.*, 2013).

Considerando um processo com média μ_0 e desvio-padrão σ , o CUSUM tabular foi projetado para realizar os acúmulos acima e abaixo do valor alvo separadamente nas estatísticas C_i^+ e C_i^- , denominados CUSUMs unilaterais superior e inferior, respectivamente. Estes foram calculados pelas Equações (35) e (36), onde K é um valor de referência para o desvio da média (μ_1) considerado como fora de controle, sendo este desejável se detectar rapidamente. O valor de K, é usualmente definido como a metade da distância da média observada, μ_1 , do valor alvo e, considerando esta variação em unidades de desvio-padrão, pode ser calculado pela Equação (37), onde δ é o número de unidades de desvio-padrão considerado. Por fim, a fim de determinar se o processo está sob controle, considerou-se um intervalo de decisão H de forma que caso alguma das estatísticas o ultrapasse, seria uma indicação de que o processo se encontra fora de controle. Um valor razoável para H, como apresentado pela Equação (38), seria cinco vezes o desvio padrão do processo (MONTGOMERY, 2004). O código implementado

para a carta CUSUM tabular e o gráfico CUSUM se encontram respectivamente nos arquivos "CartaCUSUM_Tabular.py" e "GraficoCUSUM.py", na pasta de instalação do ConEsPro (...ConEsPro\ProgramScripts\Plots e

...ConEsPro\ProgramScripts\FerramentasGraficas).

$$C_i = \sum_{j=1}^{i} (\bar{x}_j - \mu_0) \tag{34}$$

$$C_i^+ = \max[0, x_i - (\mu_0 + K) + C_{i-1}^+]$$
(35)

$$C_i^- = \max[0, (\mu_0 - K) - x_i + C_{i-1}^-]$$
(36)

$$K = \frac{|\mu_1 - \mu_0|}{2} = \frac{\delta}{2}\sigma$$
 (37)

$$H = 5\sigma \tag{38}$$

6 ESTUDOS DE CASO

Os estudos de caso foram realizados com a finalidade de demonstrar e validar as funcionalidades do ConEsPro versão 1.5. Dessa forma, todas as ferramentas foram utilizadas em suas configurações padrão, exceto quando especificadas as alterações.

6.1 Testes de normalidade e análise estatística básica

Para examinar os testes de normalidade foi desenvolvido um conjunto de dados de teste. Foram geradas amostras de números aleatórios extraídos de uma distribuição gaussiana. A escolha de números aleatórios gaussianos para o conjunto de dados de

teste significa que esperamos que cada teste identifique corretamente a distribuição; no entanto, o tamanho pequeno da amostra pode introduzir algum ruído nos resultados.

Foi utilizada a função "gauss()" da biblioteca "random" do python para gerar números aleatórios com uma média 0 e um desvio padrão de 1, as chamadas variáveis normais padrão.

Foram criados conjuntos de números de diferentes tamanhos: 5, 10, 20, 30, 50, 100, 300 e 500. O objetivo foi avaliar o fato de que testes de normalidade sofrem influência do tamanho amostral quanto à sua eficiência. Os resultados são apresentados na Tabela 1, onde n é o tamanho da amostra, o valor A é o valor crítico e B o valor calculado do teste, tal que caso B seja maior do que A, a hipótese nula seria rejeitada, ou seja, os dados não seguiriam uma distribuição normal. Os resultados, apresentados na Tabela 1, mostraram que, para todas as amostras e testes, os valores encontrados implicaram em aceitação da hipótese de normalidade dos dados.

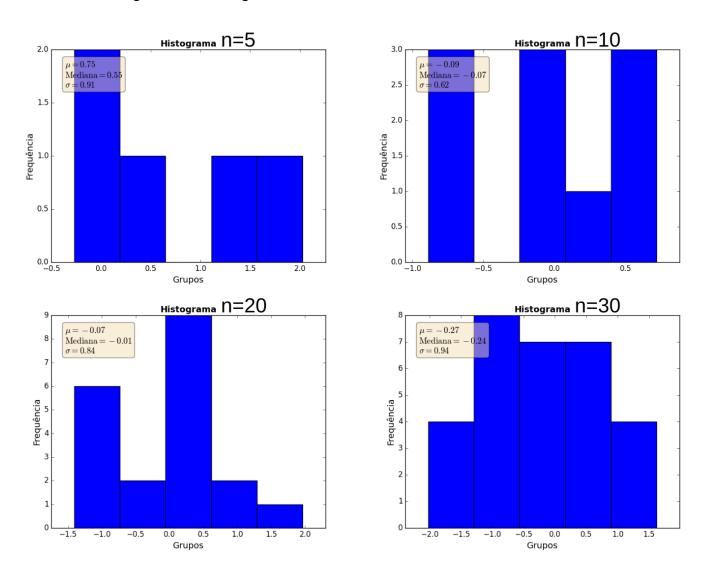
Tabela 1 – Resultados dos testes de normalidade para as amostras geradas.

	AD 1	5% sign	ificância		KS		SW			
n	Α	В	Hipótese	Α	В	Hipótese	А	В	Hipótese	
5	0,7200	0,1813	Nula	0,5633	0,1862	Nula	0,9696	0,8729	Nula	
10	0,5010	0,4190	Nula	0,4093	0,1935	Nula	0,8936	0,1862	Nula	
20	0,5060	0,3508	Nula	0,2941	0,1556	Nula	0,9558	0,4640	Nula	
30	0,5210	0,3796	Nula	0,2417	0,1242	Nula	0,9713	0,5740	Nula	
50	0,5380	0,4263	Nula	0,1923	0,0816	Nula	0,9779	0,4683	Nula	
100	0,5550	0,3398	Nula	0,1360	0,0705	Nula	0,9907	0,7221	Nula	
300	0,5690	0,1991	Nula	0,0785	0,0238	Nula	0,9972	0,8878	Nula	
500	0,5710	0,2954	Nula	0,0608	0,0230	Nula	0,9969	0,4705	Nula	

A fim de demonstrar o efeito de indução ao erro de um tamanho amostral reduzido, foi utilizada a ferramenta histograma do ConEsPro para gerar a representação visual da

distribuição de cada uma das amostras estudadas com divisão em 5 grupos. Sendo assim, os histogramas gerados pela aplicação foram apresentados na Figura 13, para as amostras de tamanho n igual a 5 até 30, e na Figura 14 para n de 50 até 500, respectivamente. Dessa forma, evidenciou-se a dificuldade de identificação de um padrão visual de normalidade dos dados para as amostras menores. Portanto, quanto maior o tamanho amostral, mais assertivamente foi identificada a distribuição normal pelo histograma.

Figura 13 – Histogramas das amostras de tamanhos n=5;10;20;30.



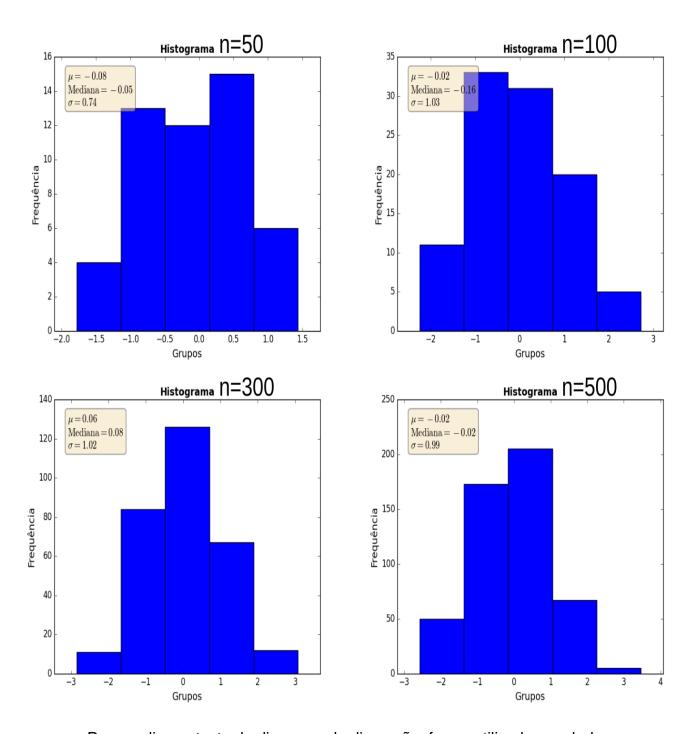


Figura 14 – Histogramas das amostras de tamanhos n=50;100;300;500.

Para realizar o teste do diagrama de dispersão, foram utilizados os dados adaptados de (SAMOHYL, 2009) apresentados na Tabela 2. Nesta estão dispostas

relações entre volume, V, e pressão, P. A fim de descobrir se há correlação linear entre as duas variáveis, foi plotado o diagrama de dispersão apresentado na Figura 15.

Notou-se, portanto, que não houve um bom ajuste dos dados e assim, não há correlação linear entre as duas variáveis. Entretanto, pode ser feita a manipulação dessas variáveis para atingir uma correlação linear. Dessa forma, foi plotado o diagrama de dispersão para o inverso de V versus P, como apresentado na Figura 16, onde foi observado um bom ajuste aos dados e, assim, confirmou-se a existência de uma correlação linear entre as variáveis ajustadas.

Tabela 2 – Dados para gráfico de dispersão V versus P.

V	Р	V	Р
48	29,125	24	58,250
46	30,563	23	61,313
44	31,938	22	63,546
42	33,500	21	66,571
40	35,313	20	70,000
38	36,789	19	74,250
36	39,313	18	77,666
34	41,118	17	82,750
32	44,188	16	87,875
30	46,600	15	93,063
28	50,313	14	100,438
26	54,313	13	107,813

Fonte: Adaptado de (SAMOHYL, 2009).

Figura 15 – Diagrama de dispersão V versus P.

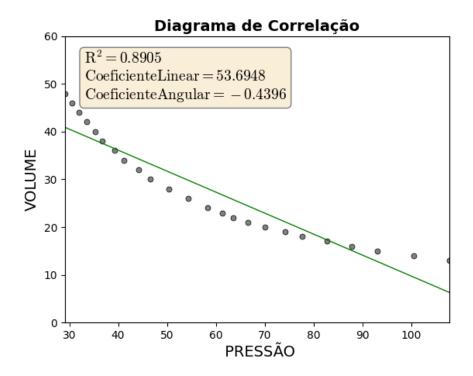
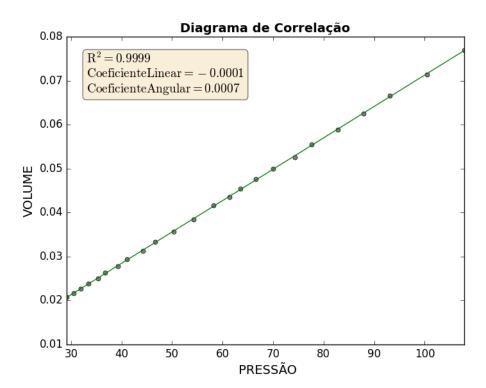


Figura 16 – Diagrama de dispersão para $^1\!/_V$ versus P.



Para a realização do teste para o diagrama de Pareto, foram utilizados dados adaptados de (MONTGOMEY, 2012), apresentados na Tabela 3. Nesta, foram dispostas 100 observações de defeitos classificados em 6 categorias. Para se encontrar os defeitos mais relevantes, foi plotado o diagrama de Pareto, apresentado na

Tabela 3 – Dados para o diagrama de Pareto.

Tipo de defeito	Defeitos		
Componentes defeituosos	15		
Componentes desalinhados	21		
Componentes em falta	10		
Juntas de solda fria	7		
Solda insuficiente	42		
Outros	5		

Fonte: Adaptado de (MONTGOMEY, 2012).

6.2 Cartas de controle de variáveis

Para realizar os testes nas cartas de controle por variáveis, foram plotados os dados adaptados de (HU; CASTAGLIOLA, 2019), onde foram dispostos 5 medições por amostra, num total de 20 amostras. A característica da qualidade observada foi o peso do produto, considerando um processo de envase de iogurte com peso esperado de 125 g por copo. Os dados foram apresentados em duas fases de teste de 20 amostras cada, como apresentado anteriormente.

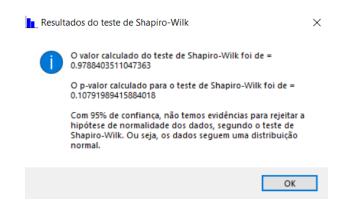
Os dados para a fase 1 foram apresentados na Tabela 4 – Dados para a fase 1 de testes., onde cada linha representa uma amostra de cinco observações. Após o tratamento dos dados, constatou-se uma média, µ, de 124,97 g. Além disso, foi realizado o teste de Shapiro-Wilk que resultou na normalidade dos dados, como apresentado na Figura 1.

Tabela 4 – Dados para a fase 1 de testes.

Amostra	n1	n2	n3	n4	n5	
1	124,88	126,21	124,27	125,33	125,82	
2	124,81	124,86	126,90	123,01	124,56	
3	124,76	125,44	125,90	123,98	122,20	
4	125,71	126,16	126,49	124,77	126,30	
5	126,20	122,93	126,30	123,35	126,26	
6	125,36	125,13	124,18	124,44	125,17	
7	125,01	125,48	123,59	124,42	125,92	
8	123,93	124,96	123,77	127,03	126,17	
9	124,47	125,22	124,99	123,52	122,24	
10	125,20	123,66	123,22	124,97	126,24	
11	125,61	124,04	125,92	124,49	125,01	
12	124,86	125,59	125,12	125,02	126,34	
13	127,11	125,45	125,85	126,13	124,71	
14	125,45	124,35	125,94	124,71	125,52	
15	126,38	125,57	124,25	125,44	125,21	
16	124,23	124,92	125,89	124,46	124,55	
17	124,92	124,78	123,77	125,46	123,10	
18	125,22	123,99	124,28	125,61	124,20	
19	126,32	124,12	122,25	123,60	124,86	
20	125,24	124,91	125,92	125,69	124,84	

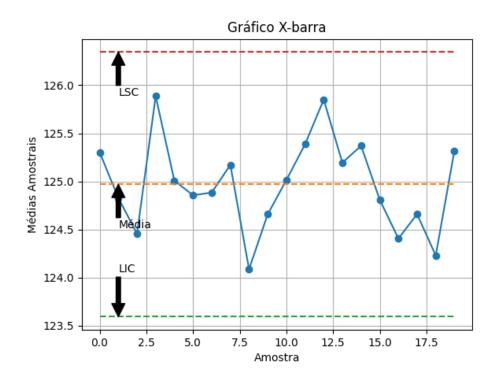
Fonte: Adaptado de (HU; CASTAGLIOLA, 2019).

Figura 17 – Resultado do teste de normalidade para a fase 1.



A partir dos dados apresentados, foram plotadas as cartas de controle de Shewhart \bar{X} , apresentada na Figura 18, e R, como visto na Figura 19. Os resultados para ambas as cartas apresentam uma variabilidade possivelmente não natural, devido a presença de pontos sequenciais repetidamente no mesmo lado da reta que representa a média geral, além de tendências de crescimento e decrescimento na carta \bar{X} .

Figura 18 – Carta de controle \bar{X} para a fase 1.



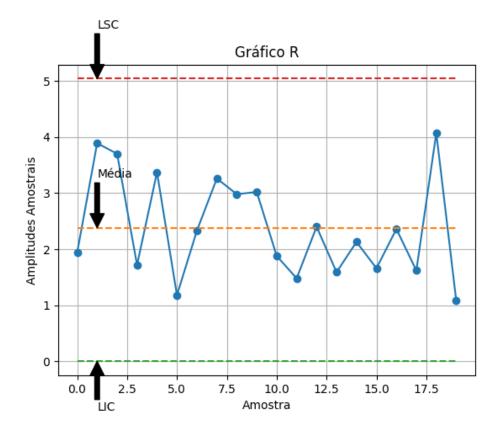


Figura 19 – Carta de controle R para a fase 1.

Para a fase de testes dois, as primeiras dez amostras se encontram, supostamente, sob controle e as dez amostras seguintes apresentaram um leve desvio na média. A partir do tratamento dos dados dispostos na

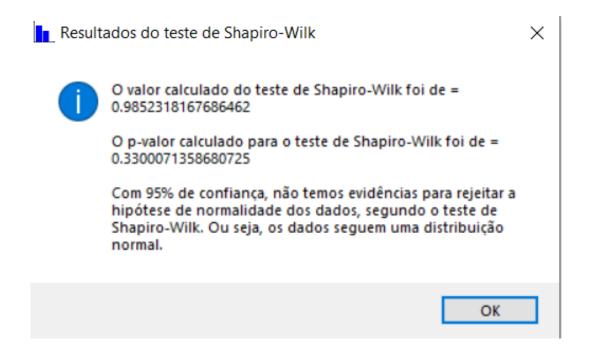
Tabela 5, como feito para a fase um, foi encontrada uma média de 124,34 g. Além disso, o teste de Shapiro-Wilk para a fase dois acusou normalidade dos dados, como apresentado pela Figura 20.

Tabela 5 – Dados para a fase 2 de testes.

5,12123,95124,394,94124,86126,014,83125,27123,51
4,83 125,27 123,51
3,08 122,72 125,77
3,67 123,82 125,96
3,47 124,32 125,23
3,72 125,10 123,62
6,65 122,99 125,19
6,07 125,63 125,56
6,33 125,18 125,56
3,40 123,46 123,04
3,38 122,58 125,66
4,95 122,56 123,82
3,84 122,61 122,75
3,13 124,75 122,17
4,11 122,63 123,81
4,20 123,95 123,54
5,42 124,40 122,78
2,12 124,70 124,16
4,44 125,49 123,15

Fonte: Adaptado de (HU; CASTAGLIOLA, 2019).

Figura 20 – Resultado do teste de normalidade para a fase 2.



A partir dos dados apresentados, foram plotadas as cartas de controle de Shewhart \bar{X} , apresentada na

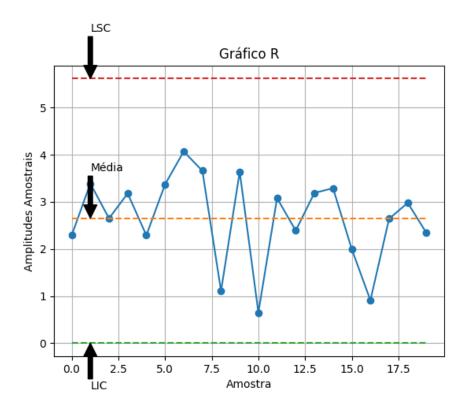
Figura 21, e R, como visto na

Figura 22. Os resultados para ambas as cartas apresentaram a identificação visual da redução na média do processo, demonstrada pelos pontos sequencialmente abaixo da média para a carta \bar{X} , bem como o decremento brusco nos pesos médios das amostras a partir da décima amostra. Para a carta R, foi observada uma tendência de decrescimento global, indicando também a redução na média do processo. Apesar de indicar visualmente as tendências descritas, os limites de controle de três sigma foram insuficientes para detectar as anomalias no processo, demonstrando a necessidade de aperfeiçoamento das cartas implementadas.

Gráfico X-barra 126.0 125.5 LSC 125.0 Médias Amostrais 124.5 124.0 Média 123.5 LIC 123.0 0.0 2.5 5.0 7.5 17.5 10.0 12.5 15.0 Amostra

Figura 21 – Carta de controle \bar{X} para a fase 2.

Figura 22 – Carta de controle R para a fase 2.



6.3 Cartas de controle de atributos

Para a validação das cartas de controle por atributo, foram utilizados os dados adaptados de (SAMOHYL, 2009), como apresentados na Tabela 6, para as cartas p e np. Os dados representam o número de unidades defeituosas em amostras de tamanho n igual a 100, sendo que a média global dos dados foi igual a 4,97.

Tabela 6 – Dados para as cartas de controle p e np.

Amostra	Número de defeituosos	Amostra	Número de defeituosos
1	8	16	3
2	8	17	3
3	5	18	5
4	2	19	4
5	5	20	5
6	7	21	3
7	2	22	8
8	5	23	2
9	3	24	6
10	12	25	2
11	3	26	5
12	6	27	6
13	2	28	9
14	7	29	2
15	8	30	3

Fonte: Adaptado de (SAMOHYL, 2009).

Os resultados foram apresentados na

Figura 23, para a carta de controle p, e na Figura 24, para a carta de controle np. Dessa forma, ambas as cartas apresentaram o descontrole do processo através dos limites de controle de 3 sigma, ou seja, apresentaram pelo menos um ponto fora dos limites de controle.

Figura 23 – Carta de controle p.

Gráfico P - Fração de Defeituosos

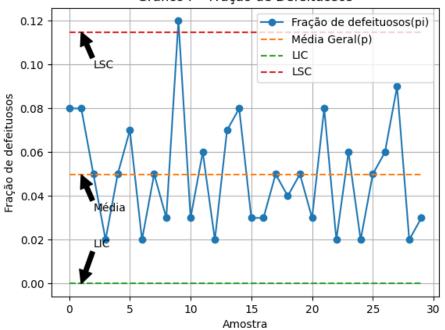
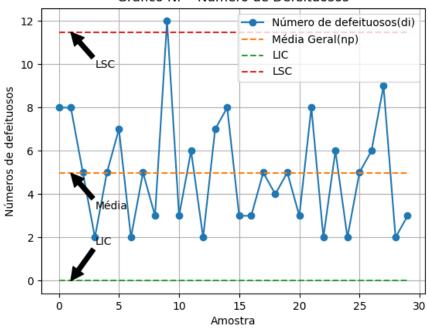


Figura 24 – Carta de controle np.

Gráfico NP - Número de Defeituosos



Para os testes das cartas de controle C, que necessita de dados com tamanho amostral constante (MONTGOMERY, 2004), e U, foram utilizados os dados adaptados de Aebtarm e Bouguila (2011) como apresentado na Tabela 7 para o número de defeitos em amostras de n igual a 5.

Tabela 7 – Dados para as cartas de controle C e U.

	Número de		Número de			
Amostra	defeitos	Amostra	defeitos			
1	8,00	11	7,00			
2	11,00	12	9,00			
3	12,00	13	14,00			
4	5,00	14	16,00			
5	7,00	15	17,00			
6	8,00	16	15,00			
7	8,00	17	15,00			
8	10,00	18	9,00			
9	5,00	19	13,00			
10	14,00	20	11,00			

Fonte: Adaptado de (AEBTARM; BOUGUILA, 2011).

Os resultados dos testes para as cartas C, como apresentado na Figura 25, e para a carta U, apresentados na

Figura 26, mostraram uma tendência de desvio da média para um valor mais elevado. Além disso, notou-se a presença de pontos consecutivos em um mesmo lado da média, podendo indicar a existência de variações com causa atribuível. Apesar disso, com os limites de controle de 3 sigma não foi acusado descontrole do processo.

Figura 25 – Carta de controle C.

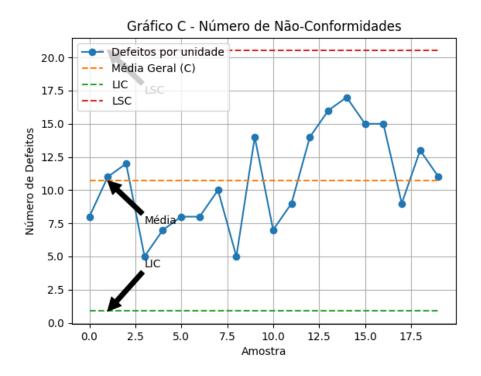
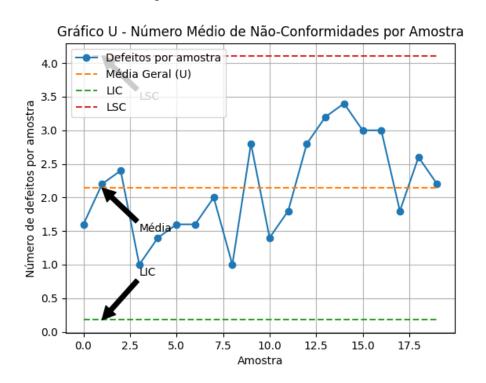


Figura 26 – Carta de controle U.



6.4 Cartas de controle especiais

Para os testes das cartas de controle especiais, assim como o gráfico CUSUM, foram utilizados os dados adaptados de (WETHERILL, 1977), como apresentado na . Os dados representam amostras de um produto de uma planta química em que ocorre uma reação exotérmica dos reagentes A e B e foram organizados de forma que as colunas representadas por Am são os índices das amostras e as colunas representadas por E(%) são as observações de eficiência da planta para cada amostra.

Além disso, as amostras destacadas representam ocorrências fontes de variabilidade do processo em que:

- o 22, 66, 100 e 138 representam uma nova batelada do reagente B;
- 42, 79 e 118 representam uma nova batelada do reagente A;
- 53 representa parada da planta;
- 126 a 134 representam um bloqueio na linha de água de resfriamento, resultando em altas temperaturas.

O gráfico CUSUM foi apresentado na Figura 27, onde foram observadas variações significativas para a maior parte das ocorrências descritas. Portanto, ao seguir para uma análise considerando as cartas CUSUM tabular completa (superior mais inferior) e MMEP, observa-se, principalmente na carta MMEP, os pontos onde ocorreram variações significativas no processo.

Sendo assim, foi identificado uma redução brusca da eficiência do processo com a parada da planta na amostra 53 e um aumento brusco na eficiência após as novas bateladas de reagentes, principalmente para o reagente A. Além disso, notou-se que o bloqueio na linha de água de resfriamento (126 a 134) não demonstrou ser fonte significativa de variabilidade no processo.

Tabela 8 – Dados para as cartas de controle especiais e gráfico CUSUM: Am indicam amostras e E as eficiências.

Am	E(%)	Am	E(%)	Am	E(%)	Am	E(%)	Am	E(%)	Am	E(%)	Am	E(%)	Am	E(%)
1	46,0	19	45,3	38	46,2	57	44,1	76	46,7	95	43,4	114	44,1	133	45,5
2	45,5	20	45,9	39	44,4	58	44,1	77	45,2	96	44,0	115	43,9	134	44,1
3	46,5	21	45,5	40	47,3	59	46,3	78	46,6	97	43,5	116	44,8	135	45,1
4	44,6	22	44,8	41	46,9	60	47,5	79	45,0	98	43,8	117	44,9	136	46,4
5	47,3	23	45,4	42	47,1	61	45,4	80	43,0	99	45,5	118	44,7	137	45,7
6	46,0	24	46,7	43	45,5	62	46,6	81	44,4	100	45,5	119	46,5	138	44,8
7	45,9	25	44,2	44	47,0	63	44,1	82	45,5	101	43,4	120	45,7	139	45,2
8	44,5	26	44,5	45	45,4	64	45,6	83	41,9	102	43,9	121	43,7	140	45,9
9	46,2	27	43,8	46	44,9	65	45,5	84	44,4	103	45,0	122	46,6	141	45,2
10	44,7	28	44,6	47	47,0	66	47,5	85	45,0	104	43,7	123	45,7	142	45,3
11	43,9	29	45,0	48	46,5	67	47,0	86	45,0	105	42,9	124	44,8	143	46,9
12	45,5	30	46,0	49	47,0	68	47,8	87	42,3	106	43,9	125	44,9	144	46,0
13	45,0	31	45,4	50	46,2	69	44,1	88	43,2	107	43,9	126	46,1	145	44,7
14	45,5	32	44,7	51	44,7	70	45,1	89	45,3	108	43,9	127	46,7	146	45,4
15	45,6	33	45,3	52	44,4	71	46,4	90	45,9	109	44,5	128	44,8	147	45,8
16	43,9	34	45,2	53	47,0	72	48,1	91	44,3	110	44,3	129	45,6	148	47,1
17	46,2	35	45,3	54	39,9	73	46,3	92	42,9	111	44,4	130	44,8	149	45,3
18	43,6	36	46,1	55	42,3	74	45,5	93	43,5	112	45,8	131	45,9	150	44,6
19	45,3	37	44,8	56	46,5	75	45,0	94	43,5	113	44,8	132	46,7		

Fonte: Adaptado de (WETHERILL, 1977).

Figura 27 – Gráfico CUSUM.

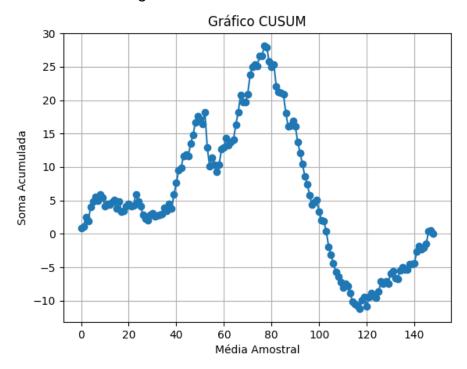
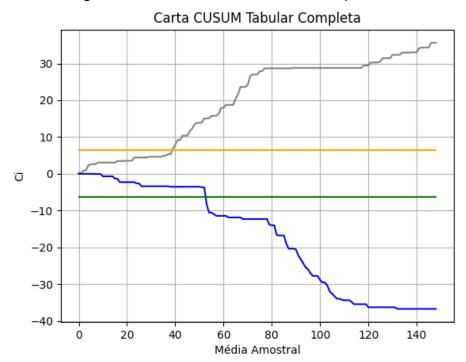


Figura 28 – Carta CUSUM tabular completa.



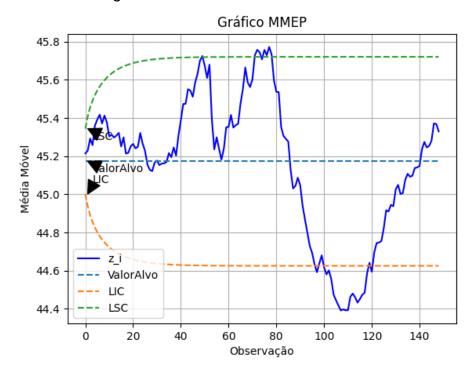


Figura 29 – Carta de controle MMEP.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo do presente trabalho de desenvolver um programa "Open Source" que formulasse de forma simplificada e intuitiva foi atingido ao se apresentar um programa relativamente robusto a falhas de interação. Por se tratar de um código aberto, o ConEsPro pode ser utilizado em sua forma padrão, além de uma forma adaptada para situações mais específicas, através de mudanças simples de serem implementadas no código.

Como sugestões para trabalhos futuros, ficam:

- A implementação de testes de controle mais robustos;
- Implementação melhorias e adaptações nas cartas presentes;
- Implementação de novas cartas.

8 REFERÊNCIAS

AEBTARM, Surath; BOUGUILA, Nizar. An empirical evaluation of attribute control charts for monitoring defects. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 38, n. 6, p. 7869–7880, 2011. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.12.093

ALEVIZAKOS, Vasileios; CHATTERJEE, Kashinath; KOUKOUVINOS, Christos. The triple moving average control chart. **Journal of Computational and Applied Mathematics**, [s. l.], v. 384, p. 113171, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.cam.2020.113171

BROWN, Alan W; BOOCH, Grady. Reusing Open-Source Software and Practices: The Impact of Open-Source on Commercial Vendors. [s. I.], p. 123–136, 2002. Disponível em: https://doi.org/10.1007/3-540-46020-9_9

CHOI, Young-hwan; NA, Gun-yeol; YANG, Jeongsam. Computers in Industry Fuzzy-inference-based decision-making method for the systematization of statistical process capability control. **Computers in Industry**, [s. l.], v. 123, p. 103296, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103296

FAHEY, Will; JEFFERS, Paul; CARROLL, Paula. A business analytics approach to augment six sigma problem solving: A biopharmaceutical manufacturing case study. **Computers in Industry**, [s. *l.*], v. 116, p. 103153, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.103153

G. DALE, Barrie; J. PLUNKETT, James. **Quality Costing**. 1. ed. [S. I.]: Springer US, 1991.

HAN, Chonghun; KIM, Minjin; YOON, En Sup. A hierarchical decision procedure for productivity innovation in large-scale petrochemical processes. **Computers and Chemical Engineering**, [s. l.], v. 32, n. 4–5, p. 1029–1041, 2008. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2007.06.007

HENDERSON, A. Ralph. Testing experimental data for univariate normality. **Clinica Chimica Acta**, [s. *l.*], v. 366, n. 1–2, p. 112–129, 2006. Disponível em:

https://doi.org/10.1016/j.cca.2005.11.007

HU, Xue Long; CASTAGLIOLA, Philippe. A re-evaluation of the run rules xbar chart when the process parameters are unknown. **Quality Technology and Quantitative Management**, [s. /.], v. 16, n. 6, p. 696–725, 2019. Disponível em: https://doi.org/10.1080/16843703.2018.1513826

HUNTER, John D. Matplotlib: A 2D Graphics Environment. **Computing in Science & Engineering**, [s. /.], v. 9, n. 3, p. 90–95, 2007. Disponível em: https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55

JENSEN, Willis A. *et al.* Effects of Parameter Estimation on Control Chart Properties: A Literature Review. **Journal of Quality Technology**, [s. l.], v. 38, n. 4, p. 349–364, 2006. Disponível em: https://doi.org/10.1080/00224065.2006.11918623

JONES, Mark Nicholas; JONES, Simon Anthony; SIN, Gürkan. A Modular Modelling Environment for Computer-Aided Process Design. *In*: [S. I.: s. n.], 2019. p. 23–28. Disponível em: https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818597-1.50004-7

JUAHIR, Hafizan *et al.* Improving oil classification quality from oil spill fingerprint beyond six sigma approach. **Marine Pollution Bulletin**, [s. l.], v. 120, n. 1–2, p. 322–332, 2017. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2017.04.032

KIM, Minjin *et al.* Quality Improvement in the Chemical Process Industry using Six Sigma Technique. **Elsevier Science B.V**, [s. *l.*], v. 15, p. 244–249, 2003. Disponível em: https://doi.org/10.1016/S1570-7946(03)80551-5

LEVINSON, William A. **Statistical Process Control for Real-World Applications**. [*S. l.:* s. n.], 2010. Disponível em: https://doi.org/10.1201/b10467

LIM, Sarina Abdul Halim; ANTONY, Jiju; ALBLIWI, Saja. Statistical Process Control (SPC) in the food industry – A systematic review and future research agenda. **Trends in Food Science & Technology**, [s. l.], v. 37, n. 2, p. 137–151, 2014. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.tifs.2014.03.010

LOUZADA, Francisco et al. Controle Estatístico de Processos: Uma abordagem

prática para cursos de Engenharia e Administração. [S. l.: s. n.], 2013.

M. JURAN, Joseph; A. BLANTON, Godfrey. **Juran's Quality Handbook**. 5. ed. [S. l.]: McGraw Hill, 1998.

MIOT, Hélio Amante. Avaliação da normalidade dos dados em estudos clínicos e experimentais. **Jornal Vascular Brasileiro**, [s. *l.*], v. 16, n. 2, p. 88–91, 2017. Disponível em: https://doi.org/10.1590/1677-5449.041117

MONTGOMERY, Douglas C. Introdução ao controle estatístico da qualidade. 4. ed. São Paulo: LTC, 2004.

MONTGOMEY, Douglas C. Introduction to statistical quality control. 7. ed. [S. I.]: Wiley, 2012.

OAKLAND, John; OAKLAND, Robert. **Statistical Process Control The**. [S. l.: s. n.], 2007. ISSN 17518113.v. 44

OHSHIMA, Masahiro; TANIGAKI, Masataka. Quality control of polymer production processes. **Journal of Process Control**, [s. l.], v. 10, n. 2, p. 135–148, 2000. Disponível em: https://doi.org/10.1016/S0959-1524(99)00042-6

PAGE, E. S. Continuous Inspection Schemes. **Biometrika**, [s. l.], v. 41, n. 1/2, p. 100, 1954. Disponível em: https://doi.org/10.2307/2333009

PAULSON, James W; SUCCI, Giancarlo; EBERLEIN, Armin. An Empirical Study of Open-Source and Closed-Source Software Products. [s. I.], v. 30, n. 4, p. 246–256, 2004.

QUININO, R.C.; CRUZ, F.R.B.; HO, L.L. Attribute inspection control charts for the joint monitoring of mean and variance. **Computers & Industrial Engineering**, [s. *l.*], v. 139, p. 106131, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106131

QUININO, Roberto C.; CRUZ, Frederico R.B.; QUININO, Victor B. Control chart for process mean monitoring combining variable and attribute inspections. **Computers & Industrial Engineering**, [s. *I.*], v. 152, p. 106996, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106996

RANDLES, Bernadette M. *et al.* Using the Jupyter Notebook as a Tool for Open Science: An Empirical Study. *In*: , 2017. **2017 ACM/IEEE Joint Conference on Digital Libraries** (JCDL). [S. *I.*]: IEEE, 2017. p. 1–2. Disponível em: https://doi.org/10.1109/JCDL.2017.7991618

RAZALI, Nornadiah Mohd; YAP, Bee Wah. Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. **Journal of Statistical Modeling and Analytics**, [s. *l.*], v. 2, n. 1, p. 21–33, 2011.

ROBERTS, Author S W; TECHNOMETRICS, Source; AUG, No. American Society for Quality Control Chart Tests Based on Geometric Moving Averages American Society for Quality Stable URL: http://www.jstor.org/stable/1266443 Control Chart Tests Based on Geometric Moving Averages. **Technometrics**, [s. I.], v. 1, n. 3, p. 239–250, 1959.

ROCHA, Miguel; FERREIRA, Pedro G. An Introduction to the Python Language. *In*: BIOINFORMATICS ALGORITHMS. [*S. I.*]: Elsevier, 2018. p. 5–58. Disponível em: https://doi.org/10.1016/B978-0-12-812520-5.00002-X

SAMOHYL, Robert Wayne. **Controle Estatístico de Qualidade**. 1. ed. São Paulo: Elsevier, 2009. Disponível em: https://doi.org/978-85-352-3220-2

SHEWHART, W. A. Quality Control Charts. **Bell System Technical Journal**, [s. *l*.], v. 5, n. 4, p. 593–603, 1926. Disponível em: https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1926.tb00125.x

SRIVASTAVA, Deo Kumar; MUDHOLKAR, Govind S. Goodness-of-fit Tests for Univariate and Multivariate Normal Models. *In*: KHATTREE, R.; RAO, C. R. (org.). **Handbook ofStatistics**. [*S. I.*]: Elsevier Science, 2003. p. 869–906. Disponível em: https://doi.org/10.1016/S0169-7161(03)22026-5

SUCHMACHER, Mendel; GELLER, Mauro. Step 5: Determination of Normality or Non-Normality of Data Distribution. *In*: PRACTICAL BIOSTATISTICS. [*S. I.*]: Academic Press, 2012. p. 91–103. Disponível em: https://doi.org/10.1016/B978-0-12-415794-1.00008-2

WETHERILL, G. B. Sampling Inspection and Quality Control. [S. I.: s. n.], 1977.

ZHOU, Wenhui; CHENG, Cheng; ZHENG, Zhibin. Optimal design of an attribute control chart for monitoring the mean of autocorrelated processes. **Computers & Industrial Engineering**, [s. l.], v. 137, p. 106081, 2019. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106081