

Wagner Saucedo Paim

**ANÁLISE DA CAPACIDADE DE PROCESSOS EM
CARACTERÍSTICAS GEOMÉTRICAS (CIRCULARIDADE E
POSIÇÃO) COM DISTRIBUIÇÕES NÃO NORMAIS**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciências Mecânicas da Universidade Federal de Santa Catarina para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia e Ciências Mecânicas.
Orientadora: Professora. Dra. Sueli Fischer Beckert.

Joinville
2018

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Paim, Wagner Saucedo

Análise da capacidade de processos em
características geométricas (circularidade e posição)
com distribuições não normais / Wagner Saucedo Paim
; orientador, Sueli Fischer Beckert, 2018.

75 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de
Santa Catarina, Campus Joinville, Programa de Pós
Graduação em Engenharia e Ciências Mecânicas,
Joinville, 2018.

Inclui referências.


1. Engenharia e Ciências Mecânicas. 2. Capacidade
de processo. 3. Distribuições não normais. 4.
Transformações de dados. 5. Tolerâncias Geométricas.
. I. Beckert, Sueli Fischer. II. Universidade
Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação
em Engenharia e Ciências Mecânicas. III. Título.

Wagner Saucedo Paim

**ANÁLISE DA CAPACIDADE DE PROCESSOS EM
CARACTERÍSTICAS GEOMÉTRICAS (CIRCULARIDADE E
POSIÇÃO) COM DISTRIBUIÇÕES NÃO NORMAIS**


Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de
"Mestre em Engenharia e Ciências Mecânicas" e aprovada em sua forma
final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciências
Mecânicas

Joinville, 06 de março de 2018.




Breno Salgado Barra, Prof. Dr. Eng.
Coordenador Pós-ECM
(UFSC)

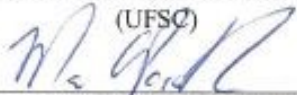
Banca Examinadora:




Prof. Dra. Sueli Fischer Beckert
Orientadora
(UFSC)



Prof. Dr. Carlos Mauricio Sacchelli
(UFSC)



Prof. Dr. Mauricio de Campos Porath
(UFSC)



Prof. Dr. André Hideto Futami
(UNISOCIESC)

Este trabalho é dedicado a todos que me incentivaram a não desistir dos desafios, mesmo nas piores turbulências da vida.

AGRADECIMENTOS

Eu tenho que agradecer primeiramente a Deus, por ter permitido chegar até aqui, Ele mesmo sabe quantos obstáculos se apresentaram neste período.

Eu tenho que agradecer à minha irmã Cristiane Viana Paim, irmã querida e confiante, que em todos os momentos não me deixou desistir. À minha avó Elma e à minha mãe Lia, que também me incentivaram a concluir esta etapa.

À minha orientadora Sueli Fischer Beckert, que foi muito mais que orientadora, que me incentivou e me manteve ativo em todos os períodos deste mestrado, mesmo sabendo das minhas limitações, frustrações, tendo acreditado em mim até o último minuto.

E recentemente, não menos importante que todos já citados, à minha namorada Ana Paula Koepsel Reguse, que tem compartilhado comigo nestes últimos meses, todo o desejo de findar esse objetivo, e que deu novas cores para uma nova vida.

Agradeço aos colegas de trabalho que me apoiaram em discussões e ajudaram na coleta de dados.

Agradeço também a todos os professores, secretaria, coordenação do curso e colegas da UFSC, que diretamente ou não contribuíram para um aprendizado mais rico e prazeroso.

E não vos conformeis a este mundo, mas transformai-vos pela renovação da vossa mente, para que experimenteis qual seja a boa, agradável, e perfeita vontade de Deus.
(Romanos, 12.2)

RESUMO

O controle estatístico de processo é uma das ferramentas da qualidade que denotam uma expressividade significativa e que trazem benefícios se bem aplicadas na avaliação, monitoramento e melhoria dos processos. Por ter caráter preventivo quando associado a outras ferramentas estatísticas, pode apresentar ganhos substanciais em organização, performance logística, qualidade assegurada, estabilidade e previsibilidade, além de reduzir outros desperdícios intangíveis a nossa percepção. Este trabalho aborda o comportamento dos índices de capacidade de processo (C_p , C_{pk}) e performance de processo (P_p , P_{pk}) referente às tolerâncias geométricas (circularidade e posição). As principais condicionantes empregadas para análise de capacidade de processos foram tratadas nesta pesquisa, tais como: escolha da carta de controle adequada para análise dos dados, teste da normalidade e avaliação da necessidade de transformações de dados. A metodologia aplicada está baseada na pesquisa bibliográfica e simulações a partir de dados históricos de um processo de usinagem, que permitiram observar a partir de uma sequência lógica de testes a ocorrência de diferenças relevantes dos resultados obtidos para os indicadores de processo, tanto para a característica de posição, como também para a característica de circularidade. Conclui-se que realizar análises adequadas das distribuições normais ou não normais requer alguns cuidados necessários para evitar sub ou superdimensionamento dos processos, reduzindo os riscos de prejuízos no processo ou produtos.

Palavras-chave: Capacidade de processo. Distribuições não normais. Transformações de dados. Tolerâncias Geométricas.

ABSTRACT

Statistical process control is one of the tools of quality that express significant expressiveness and that benefits if applied well in the evaluation, monitoring and improvement of processes. Due to its preventive character and when associated with other statistical tools, it can present substantial gains in organization, logistics performance, assured quality, stability and predictability, as well as reducing other intangible wastes to our perception. This work deals with the behavior of the process capacity indices (C_p , C_{pk}) and process performance (P_p , P_{pk}) referring to the geometric tolerances (circularity and position). The main constraints used for process capability analysis were treated in this experiment, such as: choosing the appropriate control chart for data analysis, normality testing, and the need for data transformation. The applied methodology is based on the bibliographical research and simulations from historical data of a machining process, which allowed to observe from a logical sequence of tests that there are relevant differences of the results obtained in the process indicators, both for the position characteristic and for the circularity characteristic. It is concluded that performing adequate analyzes of normal or non-normal distributions requires some necessary precautions to avoid sub or oversizing of processes, reducing the risk of damages in the process or products.

Keywords: Process capability. Non-normal distributions. Transformations of data. Geometric tolerances.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Visão geral de Cartas de Controle.....	29
Figura 2 – Cartas conforme apêndice C do manual de CEP	29
Figura 3 – Fórmulas aplicáveis à carta de controle por variáveis	30
Figura 4 – Índices C_p , C_{pk} , P_p , P_{pk}	31
Figura 5 – Variabilidade a curto prazo e variabilidade a longo prazo...	32
Figura 6 – Classificação de processos de acordo com o C_p	33
Figura 7 – Equação da transformação de Box-Cox.....	36
Figura 8 – Símbolos para características geométricas.....	40
Figura 9 – Exemplos de tolerância de circularidade	41
Figura 10 – Exemplo de tolerância de posição.....	42
Figura 11 – Tolerância de posição de um ponto.....	42
Figura 12 – Procedimento experimental	45
Figura 13 – Representação parcial do produto Corpo de Borboleta.....	46
Figura 14 – Ilustração da aplicação do corpo de borboleta	46
Figura 15 – Máquina de medição por coordenadas.....	47
Figura 16 – Fluxograma para controle de processo.....	49
Figura 17 – Fluxo para análise de distribuições não normais.....	51
Figura 18 – Composição da carta I-AM.....	52
Figura 19 – Teste de normalidade	53
Figura 20 – Análise da capacidade com distribuições normais.....	53
Figura 21 – Ferramenta de identificação de distribuição individual	54
Figura 22 – Transformação dos dados por Box-Cox ou Johnson.....	55
Figura 23 – Comparação dos resultados dos índices.....	56
Figura 24 – Carta I & AM de todos os dados coletados – posição.....	57
Figura 25 – Carta I & AM com dados tratados – Posição (em mm)	58
Figura 26 – Análise da normalidade para tolerância de posição 0,1 mm	58
Figura 27 – Análise da capacidade da tolerância de posição 0,1 mm ...	59
Figura 28 – Comparação Normal, Box-Cox, Johnson – posição 0,1 mm	60
Figura 29 – Transformações de Box-Cox para as medidas de posição ..	61
Figura 30 – Transformações de Johnson para as medidas de posição....	61
Figura 31 – Dados gerais coletados – Circularidade.....	64
Figura 32 – Dados tratados da Circularidade 0,015 mm.....	64
Figura 33 – Análise da normalidade da Circularidade de 0,015 mm	65
Figura 34 – Análise da capacidade da Circularidade de 0,015 mm.....	65
Figura 35 – Comparação Normal, Box-Cox e Johnson – Circularidade	67
Figura 36 – Transformações Box-Cox – Circularidade	68
Figura 37 – Transformações Johnson – Circularidade.....	68

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Critério de decisão para aceitar ou qualificar um processo .	32
Tabela 2 – Relação entre as medidas estatísticas	33
Tabela 3 – Exemplos típicos de transformação de Box-Cox.....	36
Tabela 4 – Fórmulas das famílias da transformação Johnson	37
Tabela 5 – Comparação em função das transformações – posição	62
Tabela 6 – Comparação das transformações – circularidade	69

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

\bar{R} – Média das amplitudes

\bar{x} – Média

$\bar{\bar{x}}$ – Média das médias

AD – Anderson Darling

AIAG – Automotive Industry Action Group

AM – Amplitude móvel

ASME – American Society of Mechanical Engineers

CEP – Controle estatístico do processo

C_p – Índice de capacidade do processo

C_{pk} – Índice de capacidade do processo

C_{pu} – Índice de capacidade do processo, considerando o limite superior de especificação (*upper*)

C_{pl} – Índice de capacidade do processo, considerando o limite inferior de especificação (*lower*)

Cte – Constante

d_2 – Constante que varia de acordo com o tamanho da amostra

FMEA – Análise dos modos de falha e seus efeitos

GD&T – Geometric Dimensioning and Tolerancing

I – Valores Individuais

IATF – International Automotive Task Force

ICP – Índice de Capacidade de Processo

ISO – International Organization for Standardization

LIE – Limite inferior de especificação

LSE – Limite superior de especificação

MILSTD – Military Standard

MMC – Máquina de medição por coordenadas

MSA – Análise do sistema de medição

NBR – Norma Brasileira

PAPP – Production part approval process

P_p – Índice de performance do processo

P_{pk} – Índice de performance do processo

P_{pu} – Índice de performance do processo, considerando o limite superior de especificação (*upper*)

PPM – Partes por milhão

Qtd – Quantidade

R – Amplitude

α – nível de significância atribuída

σ – Desvio padrão

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	OBJETIVO GERAL	25
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	25
1.3	METODOLOGIA CIENTÍFICA APLICADA	25
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO	25
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	27
2.1	DISTRIBUIÇÕES DE FREQUÊNCIAS	27
2.2	CONTROLE ESTATÍSTICO EM DISTRIBUIÇÕES NORMAIS	27
2.3	CARTAS DE CONTROLE	28
2.4	ÍNDICES DE CAPACIDADE	30
2.5	CONTROLE ESTATÍSTICO EM PROCESSOS NÃO NORMAIS	34
2.6	TRANSFORMAÇÃO DE DADOS	35
2.6.1	Transformação de Box-Cox	35
2.6.2	Transformação de Johnson	37
2.6.3	Valor P (<i>P-value</i>)	38
2.7	TOLERÂNCIAS GEOMÉTRICAS	39
2.7.1	Tolerância de forma para circularidade	40
2.7.2	Tolerância de localização de posição	41
3	DESENVOLVIMENTO METODOLÓGICO	45
3.1	SELEÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS	45
3.2	COLETA DAS AMOSTRAS	47
3.3	CONDIÇÕES ANTES DOS TESTES	48
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	57
4.1	ANÁLISE PARA TOLERÂNCIA DE POSIÇÃO	57
4.2	ANÁLISE PARA TOLERÂNCIA DE CIRCULARIDADE	63
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	71
	REFERÊNCIAS	73

1 INTRODUÇÃO

Segundo Costa (2014), “o início formal do controle estatístico de processos deu-se por volta de 1924, quando Walter A. Shewhart desenvolveu e aplicou as cartas de controle nos laboratórios da *Bell Telephone*”. Durante a década de 1930, os métodos estatísticos foram amplamente utilizados para o controle da qualidade na Western Electric, porém o valor do controle estatístico não era amplamente reconhecido na indústria (MONTGOMERY, 2015).

Ainda para Montgomery (2015), “a Segunda Guerra Mundial presenciou uma grande expansão do uso e aceitação dos conceitos de controle estatístico da qualidade nas indústrias de manufatura”. A partir deste período a evolução destas análises culminaram em processos analíticos que são fundamentais em diversos ramos da indústria e serviços. Exemplo clássico de utilização está situado na indústria automobilística que engloba, entre outros, manuais de referência de CEP, PAPP, Normas ISO 9001:2015 e IATF 16949:2016, que tratam do controle estatístico de processos, máquina e sistemas de medição e seus índices de capacidade.

Por mais bem-projetado e bem-controlado que seja o processo, este possui uma variabilidade natural, que é fruto de uma série de pequenas perturbações, ou causas aleatórias, contra as quais pouco ou nada se pode fazer (SHEWHART, 1986). Para um entendimento destas variabilidades, ferramentas como as cartas de controle são de suma importância para avaliar o comportamento de processos, de máquinas e de sistemas de medição.

Segundo Montgomery (2015), existe uma série de métodos estatísticos para o controle e a melhoria da qualidade, sendo que entre as técnicas mais importantes se destaca a carta de controle, que é a principal técnica de controle estatístico de processo (CEP). E quando há uma característica da qualidade por variável, usualmente é necessário monitorar tanto o valor médio da característica quanto sua variabilidade.

As cartas de controle de Shewhart são instrumentos que permitem análises mais robustas, e sua utilização tem característica preventiva. Não servem apenas para detectar e corrigir os produtos defeituosos de amostragem, mas têm a função de impedir a produção de produtos não conformes (RIBEIRO, 2012).

Uma atenção especial das indústrias sobre o controle estatístico de processo tem sido denotada por muitos trabalhos e autores ao longo dos anos devido à sua importância para o controle de qualidade. Os índices de capacidade de processo (ICP) tornaram-se uma métrica popularmente

conhecida na avaliação da variabilidade de um processo em relação aos seus limites de especificação. O resultado adimensional destes índices permite comparações entre diversos processos provenientes de uma considerável gama de processos, indústrias e até países. Muitas empresas instituíram programas que inerentemente fazem uso desses índices para promover e impulsionar programas de melhoria da qualidade em todas as suas organizações (ANIS, 2008).

Indústrias têm feito o uso das técnicas de CEP para diminuir a porção de processos não conformes e aumentar o atendimento das expectativas dos clientes internos ou externos. Com isso, há uma intensificação da aplicação dos ICPs e uma abordagem por diversos autores e artigos relacionados ao controle estatístico de processo (BARRIGA et al, 2003).

Porém, observa-se que há uma prática comum na indústria de considerar que as distribuições de probabilidade assumem comportamento normal, mas nem sempre se pode convencionar esta prática (RAMOS, 2008). Para melhorar este entendimento, é necessário entender que parâmetros de controle unilaterais, tais como os supracitados – por exemplo: circularidade e posição de furos –, podem ter comportamentos e distribuições diferentes da distribuição normal.

A norma ASTM 1503 (2012) cita que a prática de avaliação dos índices de processo e máquinas são aplicáveis quando a distribuição se aproxima da normal e as tolerâncias são bilaterais. Porém, para Rezaie et al (2006), os índices podem ser calculados tanto para distribuições normais e não normais e para tolerâncias unilaterais e bilaterais.

Não há um método padrão global para avaliação de capacidade de máquinas e processos definidos que possam ser usados para todos os casos (HONG, 2013). Algumas situações com especificações unilaterais, por exemplo, produtos alimentares, que por lei precisam respeitar limites de peso, podem assumir comportamentos assimétricos com distribuições não normais. Por isso, estudar alternativas para características com esse comportamento pode evitar conclusões errôneas (GONÇALES, WERNER, 2009).

Neste trabalho, será realizada uma análise dos índices de capacidade (C_p , C_{pk}) e performance (P_p , P_{pk}) de processo, avaliando-se quais os efeitos sobre estes indicadores se for considerado o tratamento dos dados sempre como distribuições normais. E se há distorções significativas que inviabilizem a tomada de decisão sobre os processos. Para essas análises, será estudado o comportamento das transformações de dados em características geométricas unilaterais de circularidade e de posição.

1.1 OBJETIVO GERAL

Realizar uma análise dos índices de capacidade de processos em características geométricas de forma e posição, cujo comportamento dos dados teoricamente tendem a uma distribuição não-normal.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) Avaliar a aplicação dos índices de capacidade tradicionais em tolerâncias geométricas (circularidade e posição);
- b) Verificar os métodos de transformação de Johnson e Box-Cox para adequação dos dados a distribuição normais;
- c) Relacionar as etapas para avaliação de processos não-normais;
- d) Realizar estudo de caso com resultados para tolerâncias de circularidade e de posição típicas em processos industriais, para verificar a validade da realização das etapas.

1.3 METODOLOGIA CIENTÍFICA APLICADA

O trabalho foi desenvolvido através de uma pesquisa bibliográfica, na qual foi feito um levantamento de autores para contribuir na consolidação das definições e análises das simulações na pesquisa exploratória. A coleta de dados baseou-se na investigação de livros, normas, sites e artigos.

Além da pesquisa bibliográfica, foi realizado um estudo de caso (pesquisa exploratória), para simular através de dados reais a condição dos dados em relação à normalidade e avaliar a necessidade de transformações. A coleta de dados pautou-se em dados oriundos de um processo de usinagem de um produto de alumínio.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

A estrutura desta dissertação será composta por capítulo introdutório e fundamentação teórica, seguido de um desenvolvimento metodológico. Após uma relação entre os resultados e discussões. A partir destas etapas será realizado as considerações necessárias para concluir o trabalho, seguido das referências bibliográficas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, são apresentados os fundamentos necessários para o desenvolvimento da pesquisa. O contexto está pautado no controle estatístico de processo, índices de capacidade, transformações de dados e tolerâncias geométricas. Para este trabalho são apresentados os conceitos básicos para entendimento da proposta, e serão complementados no desenvolvimento experimental.

2.1 DISTRIBUIÇÕES DE FREQUÊNCIAS

Sobre as distribuições de frequências, é importante entender suas aplicações em relação aos dados que serão analisados. Para Feigenbaum (1994), as distribuições de frequências podem ser definidas como “tabulações ou registros do número de vezes que uma medição de uma característica ocorre na amostra de um produto a ser analisado”.

As distribuições podem estar associadas a variáveis aleatórias discretas ou contínuas. São exemplos de variáveis aleatórias discretas: número de arranhões em uma superfície, proporção de partes defeituosas entre 1000 testadas, número de bits transmitidos que foram recebidos com erro. São modelos de distribuições discretas, entre outras: binomial, Poisson, geométrica, multinomial, hipergeométrica. Como exemplos de variáveis aleatórias contínuas, podem ser citados: corrente elétrica, comprimento, pressão, temperatura, tempo, voltagem, peso. Os modelos de distribuições contínuas mais conhecidas são: normal, uniforme, qui-quadrado, f de Fisher, t de Student, beta, Cauchy, exponencial, gama, Laplace, lognormal e Weibull (MONTGOMERY, 2015).

Moraes (2006) cita que, “dentro dos campos de aplicação, a normalidade está associada a diversas propriedades físicas, mecânicas, elétricas, químicas, etc.”

A proposta deste trabalho é analisar a aderência dos dados à distribuição normal.

2.2 CONTROLE ESTATÍSTICO EM DISTRIBUIÇÕES NORMAIS

O controle estatístico para processos com distribuição normal é a mais relevante das distribuições contínuas, tanto na teoria quanto na prática. E tem sido um dos pilares do CEP (MONTGOMERY, 2015). No manual de referência de CEP AIAG (2005), “a distribuição normal, nada mais é que, uma distribuição de frequência contínua, simétrica, e em

forma de sino para dados do tipo variáveis que é a base para as cartas de controle para variáveis”.

A introdução do controle estatístico de processo tem etapas que são relevantes para que esta sistemática seja aplicada. Os principais pontos a serem observados são: a definição de projeto de sistema de controle, a listagem dos padrões de qualidade e de desvio (defeitos) associados, a organização dos dados, o cálculo dos parâmetros do modelo escolhido, a identificação da condição de controle (ou a falta dele), a forma e natureza das cartas de controle, a obtenção do diagnóstico do processo, o tratamento dos dados e ações sugeridas pelas cartas (se for o caso), a análise de casos críticos, a correção dos limites, a análise de resultados em processos corrigidos, a análise da consistência do processo e a sistematização do controle (CARVALHO, 2012).

Outras premissas são necessárias para a comprovação da normalidade nos testes estatísticos, entre elas: amostragem, intervalo de confiança, teste de hipóteses, nível de significância estatística e valor P [*p-value*] (MORAES, 2006).

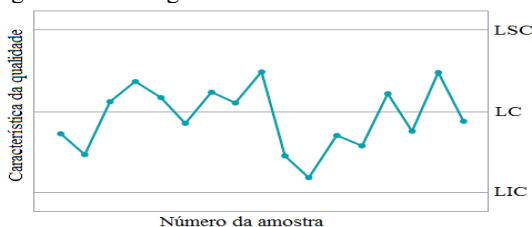
2.3 CARTAS DE CONTROLE

As cartas de controle demonstram o comportamento do processo permitindo uma atuação de forma preventiva, efetuando ações corretivas quando ocorrem desvios, mantendo-o dentro de condições pré-estabelecidas. As cartas de controle são basicamente classificadas como controle por variáveis e por atributo (SANTOS et al, 2010).

Para Montgomery (2015), quando se trata de uma característica da qualidade que é uma variável, usualmente é necessário monitorar tanto o valor médio da característica quanto sua variabilidade. Esse controle geralmente é realizado através de cartas de controle para a média do processo (\bar{x}); e para o controle de sua variação, o monitoramento é realizado através do desvio-padrão (s) ou através da amplitude (R).

Bastos (2012) cita que as cartas de controle possuem três linhas paralelas: uma linha central (LC) e duas linhas externas, denominadas limite inferior de controle (LIC) e limite superior de controle (LSC), conforme ilustrado na figura 1.

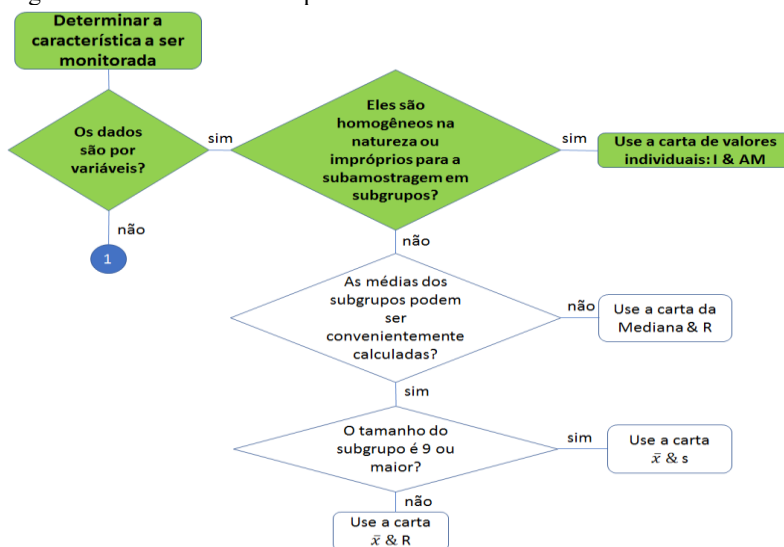
Figura 1 – Visão geral de Cartas de Controle.



Fonte: Adaptado de Montgomery (2015).

A AIAG (2005) cita que as cartas de controle mais comuns são as cartas para média (\bar{X}) e amplitude (R) e as cartas para valores individuais (I) e amplitude móvel (AM). Na escolha das cartas de controle a serem adotadas, é importante observar o processo de amostragem e tamanho de amostra, fundamentais para entendimento da distribuição e comportamento dos dados a serem analisados. A figura 2 ilustra o fluxo para seleção das cartas de controle.

Figura 2 – Cartas conforme apêndice C do manual de CEP.



¹ As cartas atributivas não serão abordadas neste trabalho. Para consultar estas aplicações, ver no manual de CEP AIAG (2005), página 177.

Fonte: Adaptado do manual CEP AIAG (2005).

Os limites de controle para as principais cartas \bar{x} & s, \bar{x} & R e I & AM estão apresentados na figura 3.

Figura 3 – Fórmulas aplicáveis à carta de controle por variáveis.

	\bar{x} & s	\bar{x} & R	I & AM
1	k= qtd amostras n= tamanho amostra, n=cte k*n≥100	k= qtd amostras n= tamanho amostra, n=cte k*n≥100	k= valores individuais i=1
2	$\bar{X}_i = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n}{n}$	$\bar{X}_i = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n}{n}$	$\bar{X}_i = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n}{k}$
3	$\bar{\bar{X}} = \frac{\bar{x}_1 + \bar{x}_2 + \bar{x}_3 + \dots + \bar{x}_k}{k}$	$\bar{\bar{X}} = \frac{\bar{x}_1 + \bar{x}_2 + \bar{x}_3 + \dots + \bar{x}_k}{k}$	$AM_i = x_i - x_{i-1} , i = 2 \dots k$ (Amplitude entre o valor atual e o valor anterior)
4	$S = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{n-1}}$	$r = x_{m\acute{a}x} - x_{m\acute{i}n}$ $x_{m\acute{a}x}$ = valor máximo $x_{m\acute{i}n}$ = valor mínimo	$\hat{\sigma}_c = \frac{\bar{R}}{d_2}$
5	$\bar{s} = \frac{s_1 + s_2 + s_3 + \dots + s_k}{k}$	$R = \frac{r_1 + r_2 + r_3 + \dots + r_k}{k}$	$\overline{AM} = \frac{AM_2 + AM_3 + \dots + AM_k}{k-1}$
6	$LSC = \bar{\bar{X}} + A_3 * \bar{s}$ $LIC = \bar{\bar{X}} - A_3 * \bar{s}$	$LSC = \bar{\bar{X}} + A_2 * R$ $LIC = \bar{\bar{X}} - A_2 * R$	$LSC = \bar{\bar{X}} + E_2 * \bar{R}$ $LIC = \bar{\bar{X}} - E_2 * \bar{R}$
7	$LSC = B_4 * \bar{s}$ $LIC = B_3 * \bar{s}$	$LSC = R * D_4$ $LIC = R * D_3$	$LSC = \bar{R} * D_4$ $LIC = \bar{R} * D_3$

Fonte: Adaptado de AIAG (2005).

As constantes dos cálculos dos limites de controle estão referenciadas ao manual CEP (AIAG, 2005). As cartas supracitadas são as principais que constituem as análises sobre os controles de processos.

2.4 ÍNDICES DE CAPACIDADE

Segundo o manual de CEP – Controle Estatístico de Processo (AIAG, 2005), “a capacidade do processo é determinada pela variação que vem de causas comuns, que geralmente representa o melhor desempenho do próprio processo”. Isso é percebido apenas quando o processo está sob controle estatístico, independentemente das

especificações. A figura 4 representa uma abordagem resumida sobre os índices C_p , C_{pk} , P_p , P_{pk} .

Figura 4 – Índices C_p , C_{pk} , P_p , P_{pk}

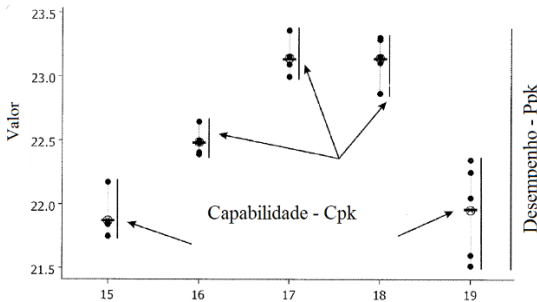
Características	Índices			
	Desempenho		Centralização	
	C_p	P_p	C_{pk}	P_{pk}
<i>Fórmulas</i>	$C_p = \frac{LSE - LIE}{6\sigma_c} = \frac{LSE - LIE}{6^R/d_2}$	$P_p = \frac{LSE - LIE}{6\sigma_c} = \frac{LSE - LIE}{6s}$	$C_{pu} = \frac{LSE - \bar{X}}{3\sigma_c} = \frac{LSE - \bar{X}}{3^R/d_2}$	$P_{pu} = \frac{LSE - \bar{X}}{3\sigma_c} = \frac{LSE - \bar{X}}{3s}$
		$C_{pl} = \frac{\bar{X} - LIE}{3\sigma_c} = \frac{\bar{X} - LIE}{3^R/d_2}$	$P_{pl} = \frac{\bar{X} - LIE}{3\sigma_c} = \frac{\bar{X} - LIE}{3s}$	
<i>Objetivo</i>	(*1)	(*2)	(*1)	(*2)

Fonte: Adaptado de Montgomery (2015); AIAG (2005); Rezaie et al (2006).

Os índices destacados por (*1) estão relacionados à avaliação da variabilidade ao longo do tempo da capacidade do processo de acordo com os 6Ms (Máquina, Homem, Ambiente, Medição, Método, Material). Já os índices indicados por (*2) buscam avaliar a variabilidade total: se o processo é capaz de atingir as especificações do cliente (limites de especificação) em curto espaço de tempo, o processo pode não estar estável. Por exemplo: uma produção piloto ou protótipo. O mínimo valor entre C_{pu} , C_{pl} , ou P_{pu} e P_{pl} , serão considerados como resultado do processo.

Se o processo estiver sob controle (estável), haverá apenas causas comuns de variação, e, neste caso, a capacidade e a performance serão iguais. Por outro lado, se o processo estiver fora de controle (instável), haverá causas comuns e especiais de variação atuando e, neste caso, somente a performance refletirá o comportamento do processo (AIAG, 2005). A figura 5 ilustra estas diferenças entre os índices capacidade (C_{pk}) e performance (P_{pk}).

Figura 5 – Variabilidade a curto prazo e variabilidade a longo prazo.



Fonte: Manual de CEP, AIAG (2005).

Sobre as definições dos critérios de aprovação/comparação, trata-se de números arbitrários, de acordo com a “Voz do Cliente” (AIAG, 2005).

Na ASTM 1503 (2012), os índices devem estar enquadrados nos limites apresentados na tabela 1.

Tabela 1 – Critério de decisão para aceitar ou qualificar um processo.

Índice	Resultado
$C_{pk} \geq 1,67$	Aceito
C_{pk} 1,33 até 1,67	Aceito condicional
$C_{pk} \leq 1,33$	Inaceitável

Fonte: Adaptado de ASTM 1503 (2012).

Hong (2013) atribui outra escala: $C_p > 1.67$ = muito capaz; $1.67 > C_p > 1.33$ = alta capacidade; $1.33 > C_p > 1.00$ = capaz; $1.00 > C_p > 0.67$ = não capaz; $0.67 > C_p$ muito incapaz.

Observa-se que as variações entre autores são arbitrárias. Na indústria automotiva, por exemplo, o manual de requisitos específicos da Mercedes – MBST (2018) cita: Estudo inicial do processo: $P_p/P_{pk} \geq 1,67$; Capacidade do processo: $C_p/C_{pk} \geq 1,33$.

Outra abordagem é dada por Moraes (2006), sendo um o modelo usual e está ilustrado na figura 6.

Figura 6 – Classificação de processos de acordo com o C_p .

Índices	Classificação
$C_p < 1,00$	Processo “vermelho”
Análise: A capacidade do processo é inadequada à especificação exigida. Nesta situação o responsável pela produção deverá tentar diminuir a variabilidade do processo ou realizar o trabalho em outro processo que atenda às especificações	
$1,00 \leq C_p \leq 1,33$	Processo “amarelo”
Análise: A capacidade do processo está dentro da especificação exigida. Nesta situação o responsável pela produção deverá tentar diminuir a variabilidade do processo. Gráficos de controle são úteis para manter o processo sob controle estatístico, evitando a produção de unidades não conformes.	
$C_p > 1,33$	Processo “verde” (capaz)
Análise: A capacidade do processo é adequada à especificação exigida. Nesta situação o responsável pela produção não necessita de maiores preocupações com o processo, a menos que se queira reduzir a variabilidade para aumentar a qualidade dos produtos.	

Fonte: Adaptado de Moraes (2006).

A relação dos ICPs com a quantidade de unidades não conformes por milhão (PPM) é outra medida importante para caracterizar quanto o processo é capaz de produzir produtos que atendam as especificações, (MONTGOMERY, 2015). A tabela 2 ilustra as relações mais importantes para análise da capacidade e performance de um processo.

Tabela 2 – Relação entre as medidas estatísticas.

AMPLITUDE ESP. PROJETO	FORA DA ESP. (PPM)	DENTRO DA ESP. (%)	C_{pk}	% TOLERÂNCIA ESP.
$\pm 1\sigma$	317.400	68,26	0,33	
$\pm 2\sigma$	45.600	95,44	0,66	
$\pm 3\sigma$	2.700	99,74	1,00	100
$\pm 4\sigma$	63	99,994	1,33	75
$\pm 5\sigma$	0,57	99,999943	1,67	60
$\pm 6\sigma$	0,002	99,9999998	2,00	50

Fonte: Adaptado de Montgomery (2015).

Estas relações entre amplitude da especificação de projeto, unidades fora da especificação, percentual de acordo com a especificação, C_{pk} e porcentagem consumida da tolerância da especificação, são importantes parâmetros para entender o comportamento do processo.

2.5 CONTROLE ESTATÍSTICO EM PROCESSOS NÃO NORMAIS

No controle estatístico, quando se utilizam principalmente as cartas de \bar{x} & R, atribui-se que as distribuições dos dados são normais, porém não se pode tomar este argumento como verdade absoluta. É importante avaliar se realmente não há qualquer influência sobre a distribuição subjacente e conhecer os efeitos de afastamento da normalidade sobre as cartas de \bar{x} & R (MONTGOMERY, 2015).

Em pequenas amostras, a anormalidade pode ter uma influência significativa e dificultar a detecção. Além disso, em cenários onde as distribuições de dados não correspondem a uma curva normal, poderão revelar-se inadequadas casos sejam tratadas como curvas normais (SALL, 2005 apud MORAES, 2006). Moraes (2006) ainda cita que, “na realidade a existência de não normalidade em distribuição de dados é bastante comum, principalmente quando o número de observações não é muito grande”.

Alguns critérios para abordagem dos dados em caso de não normalidade são necessários (JURAN; GRZYNA, 1992):

- a) Examinar os dados para verificar se há alguma explicação não estatística para o padrão distribucional não convencional;
- b) Analisar os dados em termos de médias ao invés de valores individuais, pois médias de amostra se aproximam de uma distribuição de probabilidade normal, mesmo quando a população de valores individuais não é distribuída normalmente (Teorema Central do Limite);
- c) Utilizar como referência outro tipo de distribuição que se enquadre mais adequadamente ao conjunto de dados coletados;
- d) Efetuar transformação matemática da característica original para uma nova característica que se aproxime de uma distribuição normal.

Por exemplo, algumas características do processo industrial não seguem uma distribuição normal, tais como: circularidade, acabamento de superfície, concentricidade, excentricidade, perpendicularidade, angularidade, retidão, quadratura, resistência à solda, resistência à união, resistência à tração, dureza de fundição, profundidade de inserção, localização de furo, encolhimento, paralelismo, indutância, desequilíbrio dinâmico, etc. (KHADSE; SHINDE, 2009).

Processos que demonstram anormalidade na distribuição dos dados não são tão incomuns na prática. É por isso que acadêmicos e

profissionais têm investigado as características destes índices não normais, pois o que demonstram as pesquisas é que a prática de utilização dos índices de controle básicos pode ser enganosa, considerando-se a normalidade aplicada sem o entendimento ou transformações dos dados (KORKUSUZ, 2011).

2.6 TRANSFORMAÇÃO DE DADOS

Moraes (2006) cita que: “as técnicas de transformação de variáveis em modelos estatísticos podem ser úteis para melhorar a interpretação dos dados e a sua aderência a modelos hipotéticos”. Dentre as transformações, os métodos mais comuns aplicados são as transformações de Johnson e a transformação de Box-Cox (KORKUSUZ, 2011). O método de Box-Cox destaca-se com performance melhor em relação aos demais (KHADSE; SHINDE, 2009). Muitos testes estatísticos são baseados na suposição de normalidade, e, quando os dados se afastam desta distribuição, uma transformação poderia adequar os dados a uma distribuição similar a normal (CHEN et al., 2003).

Estas transformações de Box-Cox e Johnson serão testadas, a fim de se verificar a aderência aos objetivos propostos, de dados distribuídos não normais para características de forma e posição, sobre os índices de capacidade de processos. Estas transformações foram escolhidas em função da maior aplicabilidade dos autores pesquisados e pela ferramenta estatística escolhida para realizar os cálculos dos índices e as transformações.

2.6.1 Transformação de Box-Cox

Tang e Than (1999) “também reforçam a questão da precisão do método de transformação de Box-Cox, como sendo a mais robusta para diferentes distribuições não normais”.

Um estudo detalhado em análise de dados, com ênfase na transformação de variáveis, a ideia principal era dedicar atenção a transformações indexadas por um parâmetro λ desconhecido e, a partir de então, estimar os outros parâmetros do modelo através de métodos convencionais de inferência. O resultado mais importante deste estudo foi a definição da seguinte família de transformação de potência da variável y para $y^{(\lambda)}$ (BOX; COX, 1964). As equações da figura 7 ilustram as variáveis envolvidas na transformação de Box-Cox.

Figura 7 – Equação da transformação de Box-Cox.

Fórmula completa	Fórmula simplificada
$Y^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda} & (\lambda \neq 0) \\ \ln y & (\lambda = 0) \end{cases}$	$Y^{(\lambda)} = \begin{cases} y^\lambda & (\lambda \neq 0) \\ \ln y & (\lambda = 0) \end{cases}$
<p>$Y^{(\lambda)}$ = variável dependente após transformação y = variável dependente antes da transformação λ = parâmetro que define a transformação</p>	

Fonte: Moraes (2006).

Box e Cox (1964) citam que “esta transformação é aplicada para variáveis com valores positivos ($x > 0$) e o parâmetro λ é o elemento que define a transformação específica e que, com frequência, resulta em normalidade”.

Em outras palavras, a transformação de Box-Cox indica o valor de parâmetro λ que minimiza o erro quadrático (e conseqüentemente o desvio-padrão) da variável transformada, sendo a transformação resultante igual a y^λ quando λ é diferente de zero e $\ln y$ quando λ é igual a zero (MORAES, 2006). No software de aplicação estatística Minitab 17, a aplicação da transformação de Box-Cox pode ser configurada para ajustar a distribuição de forma mais adequada entre os valores de λ no intervalo de -5 até 5, de modo que apresente a melhor relação entre o valor de P e o nível de confiança, e dois valores concorrentes para o verdadeiro valor de λ . A tabela 3 relaciona as transformações e o seu correspondente significado para valores de λ variando entre -2 e 2.

Tabela 3 – Exemplos típicos de transformação de Box-Cox.

Valor de λ	Transformação $\gamma^{(\lambda)} = \gamma'$	Denominação Comum
2	$\gamma' = \gamma^2$	Quadrado
1	$\gamma' = \gamma$	Não há transformação
0,5	$\gamma' = \sqrt{\gamma}$	Raiz Quadrada
0	$\gamma' = \ln \gamma$	Logaritmo Natural
-0,5	$\gamma' = \frac{1}{\sqrt{\gamma}}$	Inverso da Raiz Quadrada
-1	$\gamma' = \frac{1}{\gamma}$	Inverso
-2	$\gamma' = \frac{1}{\gamma^2}$	Inverso do Quadrado

Fonte: Moraes (2006).

A transformação de Box-Cox será uma das transformações que poderá ser aplicada nas simulações dos dados reais, para entender as diferenças sobre as distribuições.

2.6.2 Transformação de Johnson

A transformação de Johnson consiste em converter uma variável x para uma distribuição normal padronizada.

As transformações incluem, segundo Moraes (2006), três famílias de distribuição:

- Família S_B (onde o índice B provém de *bounded* ou limitado);
- Família S_L (onde o índice L significa Lognormal);
- Família S_U (onde o índice U provém de *unbounded* ou ilimitado)”.

Para Johnson (1949), “a transformação é definida por uma das três fórmulas a partir da determinação dos parâmetros γ , η , ε e λ ”. As três fórmulas de transformação para a normal reduzida são mostradas na tabela 4.

Tabela 4 – Fórmulas das famílias da transformação Johnson.

Família	Transformação	Parâmetros
S_B	$\gamma + \eta \cdot \ln \left[\frac{x - \varepsilon}{\lambda + \varepsilon - x} \right]$	$\eta, \lambda > 0$ $-\infty < \gamma < \infty$ $-\infty < \varepsilon < \infty$ $\varepsilon < x < \varepsilon + \lambda$
S_L	$\gamma + \eta \cdot \ln (x - \varepsilon)$	$\eta > 0$ $-\infty < \gamma < \infty$ $-\infty < \varepsilon < \infty$ $\varepsilon < x$
S_U	$\gamma + \eta \cdot \sin h^{-1} \left[\frac{x - \varepsilon}{\lambda} \right]$	$\eta, \lambda > 0$ $-\infty < \gamma < \infty$ $-\infty < \varepsilon < \infty$ $\varepsilon < x < \varepsilon + \lambda$

Legenda:

x : Variável a ser transformada

ε : Parâmetro de localização da transformação de Johnson

γ : Parâmetro de forma da transformação de Johnson

η : Parâmetro de forma da transformação de Johnson ($\eta > 0$)

λ : Parâmetro de escala da transformação de Johnson ($\lambda > 0$)

Fonte: Adaptado de Moraes (2006).

Moraes (2006) explica que o software Minitab executa a transformação do algoritmo nas seguintes etapas:

- a) Considera as funções potenciais do sistema de Johnson;
- b) Estabelece a estimativa dos parâmetros γ , η , ϵ e λ ;
- c) Executa a transformação dos dados através da função de transformação;
- d) Efetua o teste de normalidade de Anderson-Darling para os dados transformados;
- e) Seleciona a função de transformação que apresente o maior *p-value*. Caso o valor P (*p-value*) seja inferior ao valor α pré-estabelecido não se obtém transformação que resulte em normalidade.

A transformação de Johnson também é uma das transformações que poderá ser aplicada nas simulações dos dados reais, para entender as diferenças sobre as distribuições.

2.6.3 Valor P (*P-value*)

De acordo com Montgomery (2015), “o valor P ou *p-value* é o menor nível de significância que conduz à rejeição da hipótese nula com os dados fornecidos”. Moraes (2006) cita, em outras palavras, que “*p-value* é a probabilidade de que a estatística de teste assuma um valor, no mínimo, tão extremo quanto o valor observado da estatística para que a hipótese nula seja considerada verdadeira”.

O procedimento de teste de Anderson-Darling realiza uma comparação de uma função de distribuição cumulativa observada com uma função de distribuição cumulativa esperada. Poderá rejeitar a hipótese nula se a distribuição se apresentar de uma forma específica em que a estatística de teste AD for maior do que um valor crítico, sendo que estes valores críticos são tabelados para determinados tamanhos de amostra (MORAES, 2006).

Estes testes e as relações com o valor de P constituem os testes de hipóteses que serão norteadores das simulações dos dados reais. Para tanto, serão consideradas as seguintes hipóteses:

- a) H_0 (hipótese nula): Os dados seguem a distribuição normal;
- b) H_1 (hipótese alternativa): Os dados não seguem a distribuição normal.

Essas prerrogativas definidas são comparadas e fazem uma relação entre o valor de P em relação ao valor do nível de significância atribuída (α) e, por fim, uma relação em relação ao valor do teste de Anderson-Darling, através do indicador AD. Em geral adota que, quando o valor P

for maior que α , a hipótese nula não poderá ser rejeitada e tenderá à normalidade da distribuição dos dados.

2.7 TOLERÂNCIAS GEOMÉTRICAS

As tolerâncias geométricas de forma e posição (GD&T - Geometrical Dimensioning and Tolerancing) tiveram origem em 1950 (MILSTD8). A partir deste período, a aplicação e desenvolvimento desta normativa foram aprimorados, e hoje tem-se uma linguagem padronizada para comunicação que permite diminuir os riscos de erros de projeto e manufatura de produtos. As normas atuais mais empregadas são a ISO 1101:2017 e ASME Y14.5-2009 (MORSE, 2016). No Brasil, a norma que trata das tolerâncias de forma e posição é a NBR 6409 (1997).

O GD&T é uma linguagem de desenho universal que tem sido difundida, rigorosamente estudada e aplicada pelos fabricantes no mundo e é amplamente considerada uma ferramenta essencial para a comunicação de design, para que as peças atendam às exigências de forma, encaixe, função e montagem. Isto inclui mudanças importantes, tais como: o conceito de design de recurso, referências e graus de liberdade, limites de superfície e métodos de interpretação, tolerâncias de perfil, simbologia e ferramentas de modificadores (MERRELI, 2016).

O escopo da norma ASME Y14.5 (2009), estabelece uma prática uniforme para declarar e interpretar dimensionamento, tolerância e requisitos relacionados a desenhos e documentos. O escopo da ISO 1101 (2017) define a linguagem de símbolos para a especificação geométrica de peças de trabalho e as regras para sua interpretação. Esta norma fornece a base para a especificação geométrica. Ambas têm o mesmo princípio de padronização, porém alguns detalhes e simbologias tornam-se diferentes em função da forma como foi abordado em cada entidade, no caso a ASME e a ISO.

Há vários elementos de controle no GD&T. Conforme a norma ISO 1101:2017, os símbolos correspondentes às tolerâncias de forma e posição estão apresentados na figura 8.

Figura 8 – Símbolos para características geométricas.

Especificação	Característica	Símbolo
Forma	Retitude	—
	Planeza	▭
	Circularidade	○
	Cilindricidade	⊘
	Perfil de linha qualquer	∩
	Perfil de superfície qualquer	∪
Orientação	Paralelismo	//
	Perpendicularidade	⊥
	Inclinação	∠
Localização	Posição	⊕
	Concentricidade	⊙
	Coaxialidade	⊘
	Simetria	≡
Batimento	Circular	↗
	Total	↘

Fonte: Adaptado de ISO 1101 (2017).

Entre todos estes elementos, pretende-se avaliar as características de circularidade e posição.

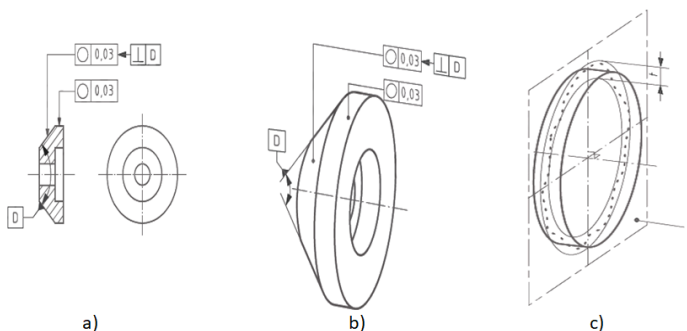
2.7.1 Tolerância de forma para circularidade

A NBR 6409 (1997) define circularidade como: “o campo de tolerância limitado na seção de medição por dois círculos concêntricos, afastados de uma distância t ”. A circularidade é uma tolerância de duas dimensões que controla a forma geral de um círculo garantindo que não seja muito oblonga, quadrada ou fora de círculo. O símbolo de circularidade é usado para descrever a proximidade de um objeto com um círculo verdadeiro. A circularidade é independente de qualquer característica de referência e é sempre menor que a tolerância dimensional de diâmetro da peça. A circularidade essencialmente faz uma seção transversal de uma característica cilíndrica ou redonda e determina se o círculo formado naquela seção transversal é circular (ISO 1101, 2017).

Na figura 9, é apresentada uma aplicação da tolerância de circularidade, sendo que 9a) representa uma notação de circularidade no desenho em duas dimensões – 2D, 9b) representa uma notação de

circularidade no desenho em três dimensões – 3D, e 9c) representa a seção do corte transversal, representando o erro de circularidade pela letra “t”.

Figura 9 – Exemplos de tolerância de circularidade.



Fonte: ISO 1101 (2017).

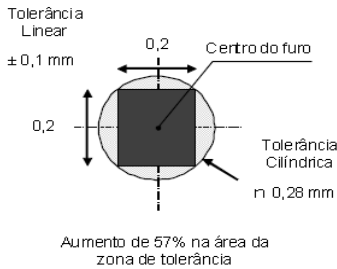
A leitura da característica é realizada a partir da diferença entre os dois círculos concêntricos formados pela medição do cone e do cilindro.

Uma tolerância de circularidade determina uma zona de tolerância delimitada por dois círculos concêntricos dentro dos quais cada elemento circular da superfície encontra-se e aplica-se independentemente em qualquer plano descrito em subfamílias (ASME Y14.5, 2009).

2.7.2 Tolerância de localização de posição

A evolução do método de dimensionamento de tolerâncias lineares da posição de furos permitiu um ganho de área de tolerância, o que ajudou nos projetos de produtos. Antes da aplicação da linguagem GD&T, havia uma situação restritiva que tornava a zona de tolerância a um valor bem abaixo do funcional, criando uma especificação muito mais restritiva do que o necessário. A forma correta da zona de tolerância de posição de um furo deveria ser cilíndrica e não retangular, pois este método permite aproveitar toda a variação possível da posição do furo de forma a não comprometer a funcionalidade do produto e obter ganhos de custo sem comprometer a qualidade (PARKER, 1938 apud WANDECK; SOUSA, 2008). A figura 10 ilustra um aumento de 57% na área da zona de tolerância pelo método de GD&T.

Figura 10 – Exemplo de tolerância de posição.

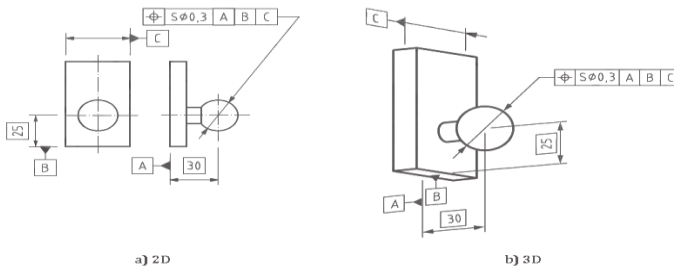


Fonte: Adaptado de Wandeck e Sousa (2008).

A aplicação dessa tolerância de posição tem sua significância para especificar as posições relativas de furos em uma carcaça para que ela possa ser montada sem nenhuma necessidade de ajuste. A norma NBR 6409 (1997) define a tolerância de posição como um desvio tolerado de um determinado elemento (ponto, reta, plano) em relação à sua posição teórica.

A figura 11 ilustra uma das formas de tolerar um produto através da norma ISO 1101 (2017): 11a) representa uma notação de tolerância de posição no desenho em duas dimensões – 2D e 11b) representa uma notação de tolerância de posição no desenho em três dimensões – 3D.

Figura 11 – Tolerância de posição de um ponto.



Fonte: ISO 1101 (2017).

A leitura desta ilustração é dada pelo travamento dos graus de liberdade da peça nas referências A, B, C em relação à posição do centro da esfera, distanciados na referência A de 30 mm e da referência B de 25 mm.

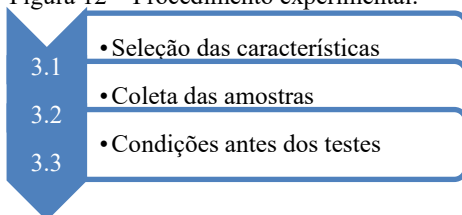
Estas notações de tolerância e posição serão exploradas também no intuito de verificar a capacidade dos processos, avaliando a condição de normalidade ou não dos dados coletados.

Esta abordagem bibliográfica sustenta os demais capítulos desta dissertação, em função dos conceitos apresentados e das tendências abordadas por diversos autores pesquisados. As análises serão respaldadas por um fluxo determinado e lógico para que os dados sejam analisados de forma adequada, permitindo o entendimento gradual das etapas necessárias até a tomada de decisão sobre os processos estudados.

3 DESENVOLVIMENTO METODOLÓGICO

Neste capítulo é abordada a sistemática adotada para realizar as análises dos dados obtidos do processo de verificação da normalidade sobre as características geométricas (posição e circularidade). A figura 12 evidencia as etapas iniciais mais relevantes para o desenvolvimento deste procedimento de análise.

Figura 12 – Procedimento experimental.



Fonte: Dados do autor (2018).

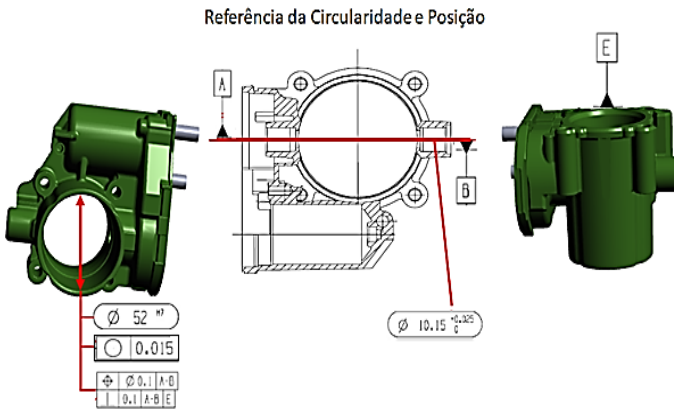
A partir destas etapas será realizada uma análise sobre as condições experimentais do estudo de caso a serem aplicadas sobre as características geométricas de forma e posição.

3.1 SELEÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS

As características geométricas de forma e posição foram escolhidas para realizar uma análise sobre um processo de usinagem de um produto fundido em alumínio e usinado (Throttle Housing – conhecido como carcaça do corpo de borboleta), visando entender seu comportamento estatístico, e atender às especificações definidas pelo cliente sobre este produto. Além disto, objetiva propor uma metodologia lógica e sequenciada de análises, para buscar a estabilização e/ou correção do processo baseado na interpretação das distribuições dos dados e seus respectivos índices de capacidade de processo.

As características estão representadas na figura 13. A tolerância de circularidade de 0,015 mm sobre o diâmetro de 52 H7(52,000 – 52,030 mm), assim como a tolerância de posição de 0,1 mm em relação às referências A-B-E deve atender às seguintes especificações de processos $P_p/P_{pk} \geq 1,67$; Capacidade do processo: $C_p/C_{pk} \geq 1,33$, definidas pelo cliente.

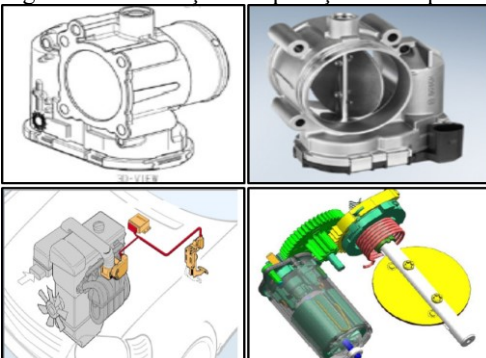
Figura 13 – Representação parcial do produto Corpo de Borboleta.



Fonte: Dados do Autor (2018).

Estas características no FMEA demonstram que, se o diâmetro de 52 H7 ficar deformado, pode provocar excesso de passagem de ar, o que aumenta o consumo de combustível, ou o travamento da borboleta, danificando o sistema e promovendo um consumo maior ou falha no sistema de aceleração do veículo. A outra característica crítica deste sistema está atrelada ao diâmetro de 10,15 + 0,025 mm em relação à posição de 0,1 mm (Referências A, B, E), que também pode promover o travamento do eixo da borboleta ou folga do conjunto montado (eixo + borboleta). A figura 14 ilustra o sistema veicular e detalhamento do produto montado.

Figura 14 – Ilustração da aplicação do corpo de borboleta.



Fonte: Dados do Autor (2018).

Diante deste cenário, foi necessário comparar se a sistemática tradicional de interpretação (considerando distribuição normal), cálculo e tomadas de decisão em relação aos resultados dos índices de capacidade (C_p , C_{pk}) e performance (P_p , P_{pk}) estavam adequados à condição dos dados do estudo de caso.

3.2 COLETA DAS AMOSTRAS

Nesta seção, serão abordados o período, frequência das coletas e forma que foram coletados os dados.

Os dados do processo foram medidos em uma máquina de medição por coordenadas Zeiss, modelo Accura 9/16/8, cabeçote fixo, sensor Vast XT Gold, conforme figura 15, e exportados para uma planilha eletrônica.

Figura 15 – Máquina de medição por coordenadas.



Fonte: Dados do Autor (2018).

Os dados do processo foram adquiridos num período de três meses, de acordo com as frequências definidas no plano de controle (uma vez por setup / uma vez por turno / por posição). Estes dados foram agrupados após um evento de troca de ferramenta de usinagem. Os dados que poderiam provocar interpretações de causas especiais dentro do período analisado foram desconsiderados para evitar distorções. Foram utilizados 125 dados (equivalente a 25 subgrupos de cinco amostras) para realização da análise, conforme recomendação do manual de CEP 2ª edição da AIAG (2005). No entanto, a carta de controle escolhida para análise dos

dados foi a carta de valores individuais e amplitude móvel, pois os dados não foram tratados em subgrupos.

3.3 CONDIÇÕES ANTES DOS TESTES

No estudo de caso, utilizaram-se informações de uma empresa de fundição de alumínio que atende o mercado da indústria automotiva. Nesta indústria, há uma limitação de recursos de ferramentas avançadas de estatísticas, tais como o Minitab, para apoiar as análises da capacidade e performance dos processos.

Atualmente, as indústrias automotivas seguem as regras necessárias para atendimento dos requisitos da IATF 16949:2016 e os requisitos específicos de seus clientes. Existe uma preocupação sobre a relevância em termos de desperdício ou risco para operação que podem estar sendo desprezados em função do tratamento de todas as características e dados como uma distribuição normal. Esta situação converge diretamente para a abordagem desta dissertação, com intuito de entender estes comportamentos e diminuir o risco sobre a tomada de decisão no processo de usinagem.

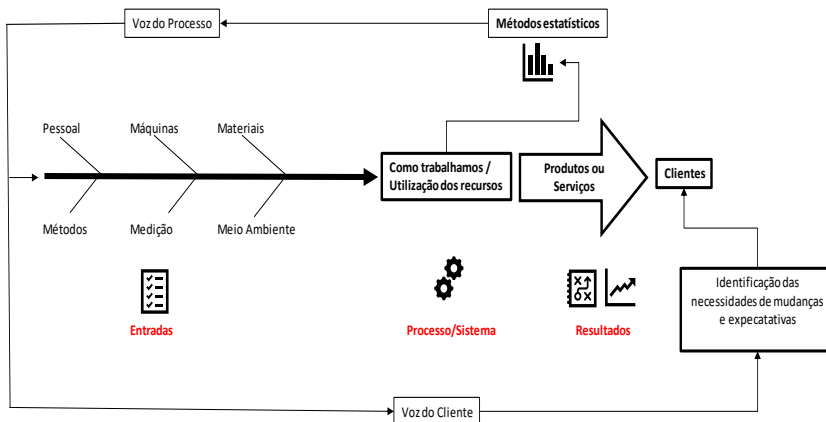
Neste estudo, foram tomados alguns cuidados com relação a outras variáveis envolvidas numa análise de capacidade de processos que podem influenciar em decisões incorretas sobre processos fabris. Esta dissertação propõe um sequenciamento lógico para realizar os estudos de capacidade e performance de processos quando aplicados os indicadores de capacidade e performance.

Além disso, percebe-se que a utilização de ferramentas avançadas de cálculos estatísticos, tais como o Minitab empregado nas análises desta dissertação, é valorosa, a ponto de melhorar sensivelmente o contexto de análises dos dados e do comportamento dos processos.

Esta metodologia serve de apoio para que as principais variáveis sejam abordadas e que as condições dos estudos sejam cumpridas.

A figura 16 ilustra o fluxograma para controle de processo.

Figura 16 – Fluxograma para controle de processo.



Fonte: adaptado de AIAG (2005).

O detalhamento deste fluxo foi descrito resumidamente com os cuidados necessários para o controle de um processo.

a) Clientes: Os requisitos específicos dos clientes (desenhos, manuais de qualidade, normas, etc.) devem ser entendidos e desdobrados em todas as fases do processo, de modo que suas especificações sejam atendidas para cada característica do produto ou serviço. Na indústria automotiva, é comum um cronograma de desenvolvimento do produto, validando requisitos de materiais, dimensionais e estatísticos.

b) Como trabalhamos/ recursos utilizados: Nesta fase, é importante destacar a relação da figura do Diagrama de Ishikawa, onde é abordado:

- **Pessoal:** saber se os colaboradores receberão as instruções adequadas, se saberão interpretar os desdobramentos do cliente, se os planos de fabricação estão claros, se saberão utilizar os meios de medição, se estarão respeitando as frequências de medição e registrando os resultados, bem como os registros no diário de bordo para as situações de descontrole, etc;
- **Máquinas:** como estará a condição do equipamento de manufatura, se a sua performance estará assegurada de acordo com as recomendações do fabricante, se estará desempenhando os resultados de qualidade e logística para qual foram projetadas, se a capacidade de processo estará assegurada, se os seus periféricos, dispositivos de fixação, ferramentas de usinagem estarão preservadas, ajustadas

conforme os parâmetros de execução, se existe controle de vida útil das ferramentas, entre outras variáveis relacionadas ao equipamento;

- **Materiais:** avaliar se os produtos ou materiais a serem processados estarão de acordo com as especificações, para que no processo tenha-se uma performance assegurada, sem intervenções por causas especiais, e que permita controle estatístico estável do processo;
- **Métodos:** estão definidos os planos de controle, frequência, meio de medição, forma como serão coletadas as amostras, cartas de controle estão definidas para registrar o desempenho do processo;
- **Medição:** os equipamentos estão calibrados, seus estudos de análise de sistema de medição (MSA) foram validados, os operadores conhecem os instrumentos e seus ajustes para garantir a correta medição das características para dar o feedback necessário para o processo;
- **Meio Ambiente:** variáveis como temperatura, pressão, umidade, limpeza, campo magnético pode estar influenciando nas medições, os instrumentos, máquinas e produtos estarão mantendo estabilidade conforme o processo for executado;

São inúmeras variáveis que devem ser verificadas ao longo de um desenvolvimento de um produto e seu processo de manufatura.

c) Produtos ou serviços: o resultado desta conjunção de variáveis poderá influenciar significativamente nos resultados a serem entregues para o cliente, para tanto um monitoramento eficiente da capacidade dos processos será necessário para que fatores como qualidade, logística e custo sejam mantidos sob controle.

d) Métodos estatísticos: a abordagem estatística que se dá a um produto e seus processos é proporcional à complexidade e limitação a que estão submetidos. Para tanto, é possível antever algumas situações e suas consequências para evitar perdas e má aplicação dos recursos envolvidos.

Porém, a ênfase será dada no item “métodos estatísticos” que é o centro desta dissertação.

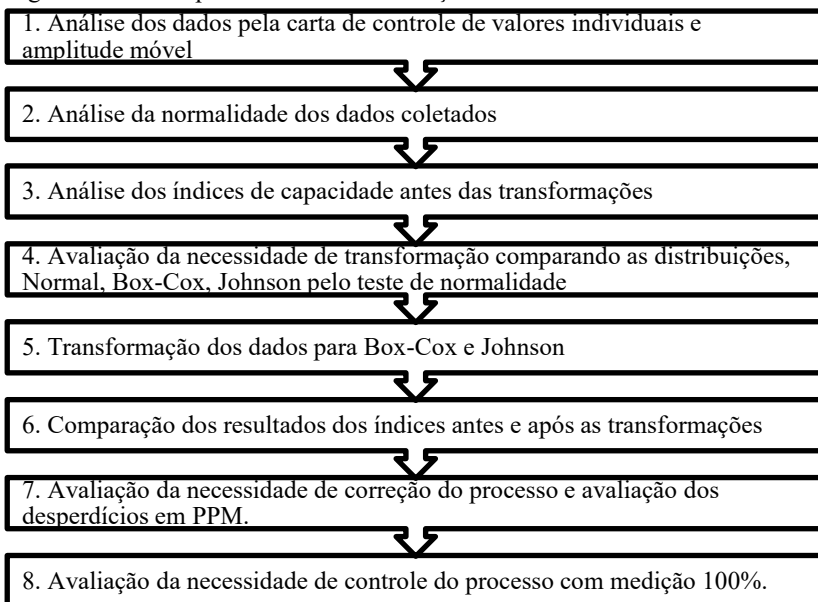
Para evitar estas situações e fazer com que as equipes de análise de CEP tenham uma sinergia e resultados melhores, está sendo sugerido nesta dissertação um fluxo básico para abordar a metodologia de análise de capacidade e performance de processos, que permita as tratativas necessárias para manter os ICPs sob controle aos olhos do cliente e da organização que a executa.

Após as definições do FMEA e Plano de Controle para as características a serem controladas por CEP, é necessário seguir um fluxo

de análises sobre os dados coletados e o tratamento dos mesmos a respeito da normalidade.

A figura 17 ilustra em forma de fluxograma as principais etapas para abordar características com distribuições não normais, de modo que possam ser mais bem-compreendidas e adequadamente discutidas, para uma tomada de decisão assertiva.

Figura 17 – Fluxo para análise de distribuições não normais.



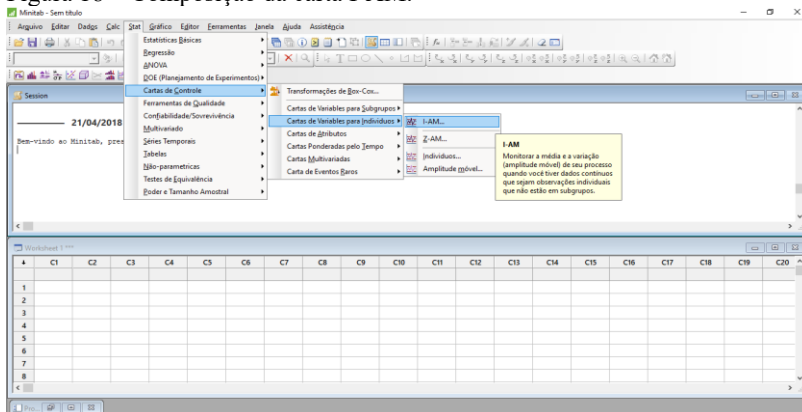
Fonte: Dados do Autor (2018).

Esta sequência permite avaliar de forma ordenada e lógica os resultados oriundos das coletas de dados:

1. **Análise dos dados pela carta de controle de valores individuais e amplitude móvel:** nesta etapa, é preciso verificar se os dados coletados e plotados na carta de controle apresentam um comportamento estável e se os dados estão contidos dentro dos limites de controle, tanto para os valores individuais quanto para a amplitude móvel (figura 18). Se o processo a ser analisado é para a performance inicial de processo (P_p , P_{pk} , P_{pu}), é necessário conhecer o comportamento do processo e sua distribuição. Se os valores encontrados apresentarem estabilidade de processo, pode-se dar continuidade à análise das demais etapas, caso contrário

será necessário verificar os registros do diário de bordo e demais observações para ajustar o processo em função do atendimento dos limites de controle definidos. Se o processo a ser analisado já estiver estabilizado, e se quiser analisar a capacidade do processo (C_p , C_{pk} , C_{pu}), também deve-se ter apenas causas comuns operando sobre a distribuição dos dados nas cartas individuais e na amplitude móvel, e será possível analisar as demais etapas dos estudos. Caso contrário, será necessário fazer as devidas correções.

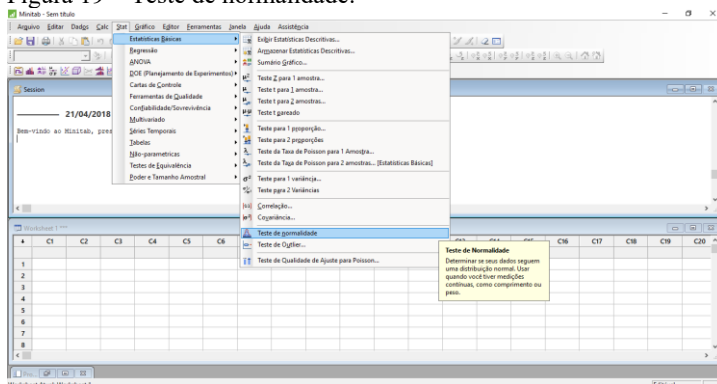
Figura 18 – Composição da carta I-AM.



Fonte: Minitab 17 (2013).

- 2. Análise da normalidade:** a análise da normalidade é necessária para avaliar o comportamento dos dados, definir os testes de hipóteses, o nível de significância (α) e o valor P. Caso os dados não tenham distribuição normal, outras análises sobre os tipos de distribuição ou necessidade de transformações serão aplicadas. A realização do Teste de normalidade com o auxílio do Minitab 17 é apresentada na figura 19.

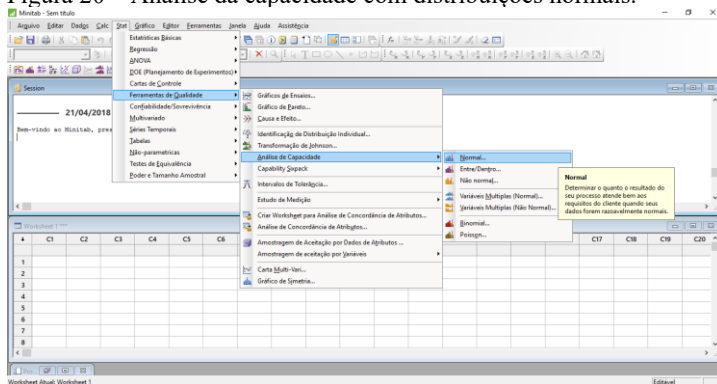
Figura 19 – Teste de normalidade.



Fonte: Minitab 17 (2013).

- Análise dos índices de capacidade antes das transformações:** além da análise da normalidade, deve-se conhecer os valores dos ICPS, para identificar se haverá diferenças significativas caso a normalidade não seja caracterizada pelos dados analisados. Portanto, é preciso estabelecer os cálculos e gráficos dos índices de capacidade ou performance do processo antes de qualquer ajuste necessário, tais como as transformações de Box-Cox ou Johnson, que são obtidas no software Minitab 17, conforme figura 20.

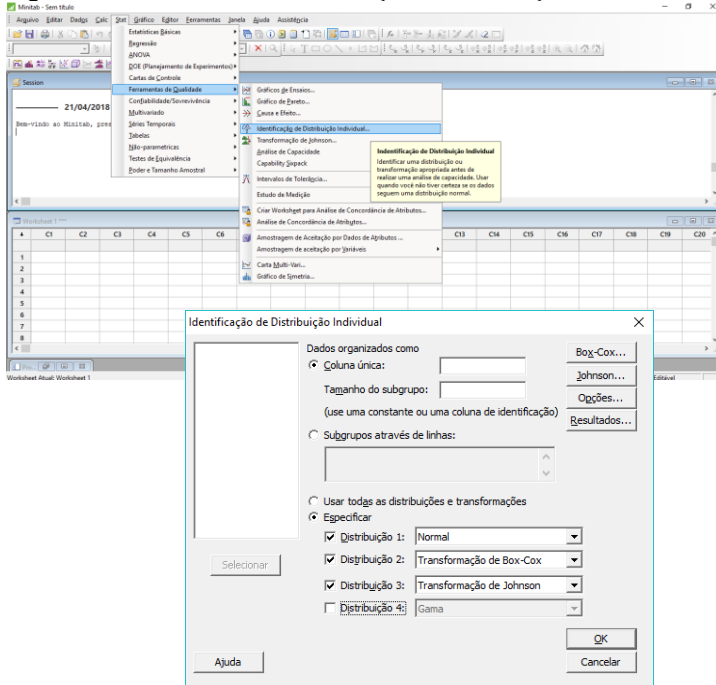
Figura 20 – Análise da capacidade com distribuições normais.



Fonte: Minitab 17 (2013).

4. **Avaliação da necessidade de transformação comparando as distribuições, Normal, Box-Cox, Johnson pelo teste de normalidade:** através da ferramenta do Minitab 17, “Identificação de distribuição individual” (figura 21) é possível fazer análises dos dados obtidos, para saber qual o melhor ajuste entre as distribuições e transformações possíveis (Box-Cox e Johnson), buscando a melhor condição comparando o valor de α ao Valor P. Nesta análise, será fixada para fins desta dissertação a comparação entre a distribuição normal e as transformações de Box-Cox e de Johnson, em função da literatura abordada, para direcionar os estudos de casos para distribuições não normais e unilaterais.

Figura 21 – Ferramenta de identificação de distribuição individual.

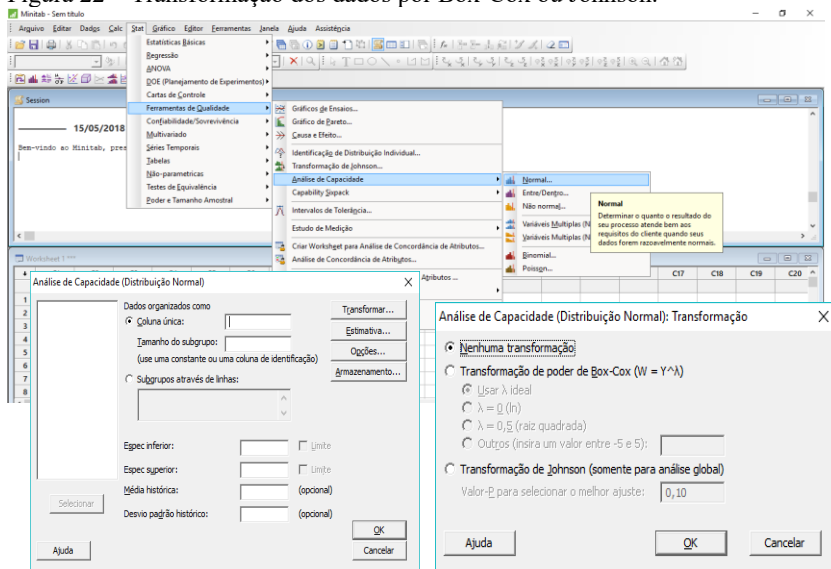


Fonte: Minitab 17 (2013).

5. **Transformação dos dados por Box-Cox e Johnson:** se os dados analisados apresentarem uma distribuição não normal, rejeitando o teste de hipótese, demonstrando assimetria

significativa no histograma, e valores P menores que α , será realizada a transformação dos dados através das ferramentas de Box-Cox e Johnson. O teste de Box-Cox deverá ser selecionado para encontrar o valor ideal de λ . Já para o teste de Johnson, será convencionalmente o valor P para melhor ajuste com valor de 0,05. Neste caso, somente o valor de eficiência global será calculado, ou seja, o valor de performance do processo (P_p , P_{pk} , P_{pu}). O caminho para a ferramenta de análise é visualizado na figura 22.

Figura 22 – Transformação dos dados por Box-Cox ou Johnson.



Fonte: Minitab 17 (2013).

- 6. Comparação dos resultados dos índices antes e após as transformações:** nesta etapa, é realizada uma comparação entre os valores encontrados para os ICPs, a fim de analisar se há diferenças significativas que possam impactar na tomada de decisão da equipe e sobre os riscos de sub ou superdimensionamento dos índices, o que poderá provocar desperdícios relacionados ao processo e aos produtos. Uma tabela padrão será adotada, conforme a figura 23.

Figura 23 – Comparação dos resultados dos índices.

Característica							
Condição	Distribuição	Dados	C_{pu}	PPM	P_{pu}	PPM	Valor P
Antes das transformações	Normal						
Após as transformações	Box-Cox						
Após as transformações	Johnson						

Fonte: Dados do Autor (2018).

7. **Avaliação da necessidade de correção do processo e avaliação dos desperdícios:** com as informações relacionadas na tabela da figura 23, é possível tomar as decisões necessárias para ajustar ou não o processo, seja ele na condição inicial quando analisar a performance, seja quando já houver a estabilização deste processo, analisando-se a capacidade ao longo do tempo. Essas correções podem ser realizadas através de todos os resultados demonstrados na tabela e nos gráficos apresentados nas etapas anteriores.

8. **Avaliação da necessidade de controle do processo com medição 100%:** para finalizar as análises, caso os resultados não correspondam às especificações do cliente, será necessário tomar uma medida protetiva para que o processo seja contido através de detecção por medição em 100% dos produtos controlados, conforme recomendação dos manuais de referências da AIAG. Neste caso, uma nova revisão do FMEA e Plano de Controle será necessário para demonstrar a retroalimentação dos processos.

Todos os resultados, gráficos e números estarão apresentados no capítulo 4, com a análise realizada para as tolerâncias de posição e circularidade.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, são apresentadas as comparações entre a metodologia tradicional em relação a diferentes tratamentos dos dados coletados. Também são verificados os resultados dos índices e a necessidade de transformação dos dados para distribuições com comportamento tendendo à não normalidade.

Os testes foram realizados e comparados individualmente sobre as características geométricas de posição e circularidade respectivamente. Como se trata de duas tolerâncias unilaterais de limite superior, quanto menor o valor encontrado, melhor será resultado em relação as especificações de desenho. Serão adotados para comparações nos cálculos apenas os indicadores de processo: $C_{pk} = C_{pu}$ e $P_{pk} = P_{pu}$.

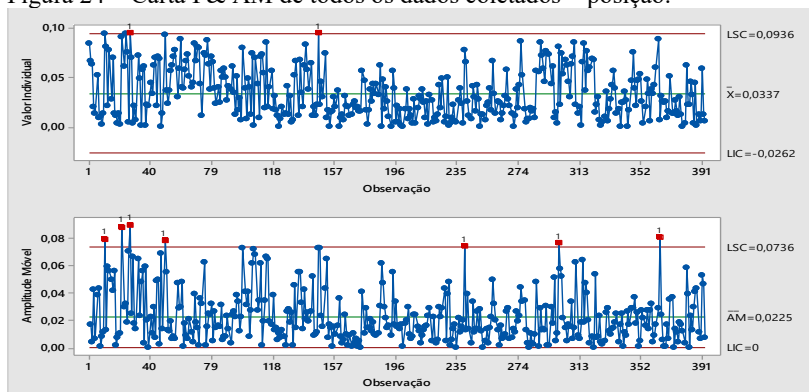
A especificação dos índices do processo definidos pelo cliente são: $P_p/P_{pk} \geq 1,67$; Capacidade do processo: $C_p/C_{pk} \geq 1,33$.

4.1 ANÁLISE PARA TOLERÂNCIA DE POSIÇÃO

Os dados para tolerância de posição estão relacionados entre a característica do diâmetro de 52 H7 e o diâmetro de $10,15 + 0,025$ mm. Esta posição tem uma tolerância de 0,1 mm, conforme a figura 13.

A figura 24 retrata os dados gerais coletados para realização da análise em todo o período de aquisição com 393 leituras individuais. Os valores apresentados representam o erro de posição, em mm.

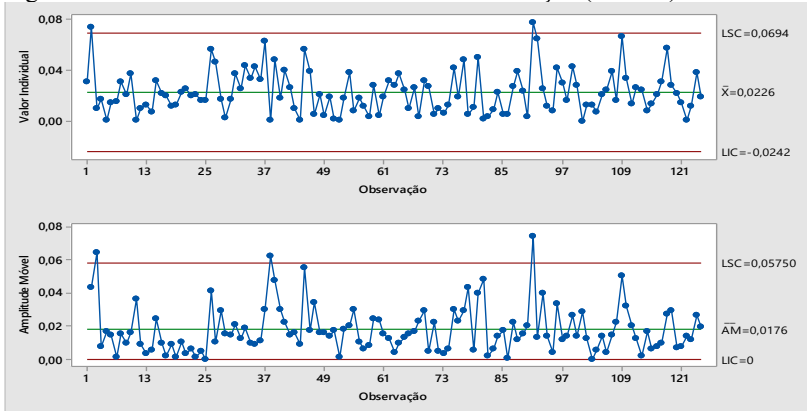
Figura 24 – Carta I & AM de todos os dados coletados – posição.



Fonte: Dados do autor (2018).

Foi definido realizar os cálculos após substituição da ferramenta de usinagem e manter uma condição dos dados de 125 leituras, conforme figura 25, os quais nos estudos recebem a identificação de “Dados Tratados”.

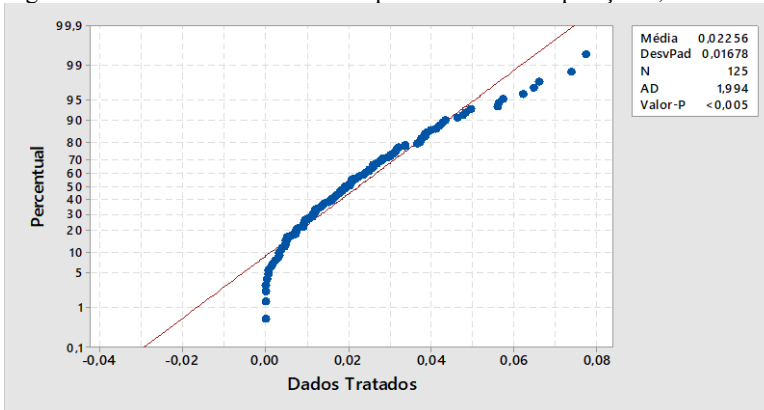
Figura 25 – Carta I & AM com dados tratados – Posição (em mm).



Fonte: Dados do autor (2018).

Estes dados são base para as demais análises a seguir, nas comparações: normalidade, índices de capacidade de processo e transformações de dados não normais. A figura 26 expressa o teste de normalidade dos dados selecionados, porém sem transformações.

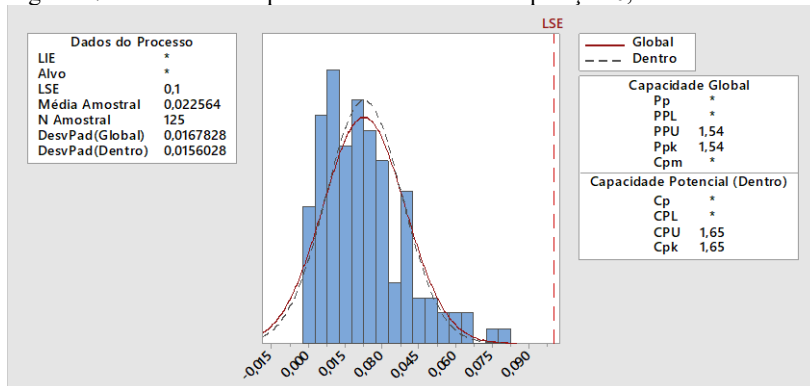
Figura 26 – Análise da normalidade para tolerância de posição 0,1 mm.



Fonte: Dados do autor (2018).

Observa-se que não há uma aderência dos dados à curva normal, o teste de normalidade apresenta um valor $P < 0,005$, menor que o nível de significância adotado de $\alpha=0,05$. Portanto, os dados não configuram uma distribuição normal. Na análise de capacidade do processo, pode-se verificar os resultados, e, no histograma, verifica-se assimetria dos dados, confirmando a não normalidade dos dados, conforme a figura 27.

Figura 27 – Análise da capacidade da tolerância de posição 0,1 mm.



Fonte: Dados do autor (2018).

Com base na figura 27, é possível fazer as seguintes considerações:

- Se os dados fossem tratados normalmente, o indicador de capacidade calculado de $C_{pu}=1,65$ é capaz e atende à especificação definida. Porém, o indicador de performance calculado de $P_{pu}=1,54$ não é capaz em relação à especificação de engenharia definida pelo cliente;
- A assimetria do histograma demonstra a anormalidade da distribuição dos dados.

Os resultados não demonstram normalidade e não atendem às especificações do cliente, embora não haja valores fora das especificações de desenho para a tolerância de posição de 0,1 mm. Porém, nos gráficos da figura 25, percebe-se que há pontos fora dos limites de controle tanto na carta de valores individuais quanto na de amplitude móvel, o que configuram causas especiais atuando mesmo após estabilização das amostras escolhidas no conjunto de 125 leituras.

Em função destes resultados preliminares de análise, foram realizados os seguintes passos:

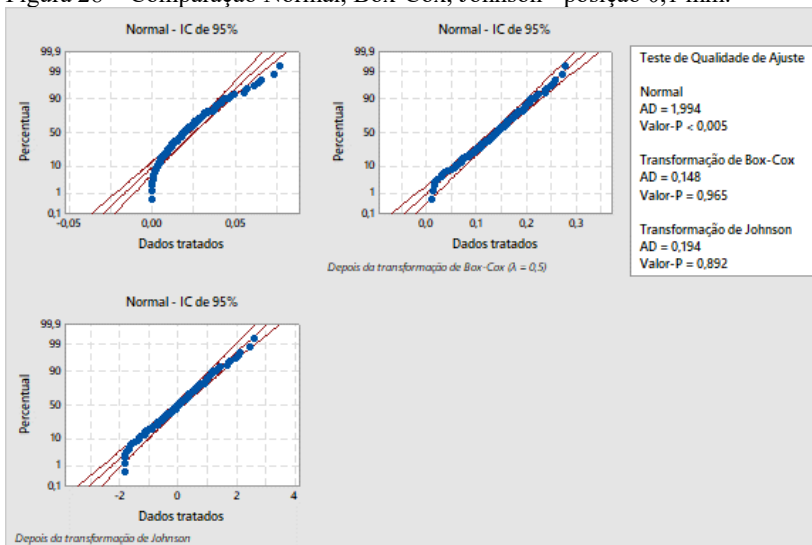
- Gerar as transformações dos dados pelos métodos de Box-Cox e Johnson sobre as 125 leituras dos dados individuais;

b) Analisar e comparar as transformações dos dados.

O software Minitab apresenta recursos que permitem identificar o comportamento da distribuição normal em relação a outras distribuições. No foco deste trabalho, foram aplicadas principais transformações: Box-Cox e Johnson, cuja fundamentação está apresentada no Capítulo 2.

Avaliando-se a distribuição normal em relação às transformações de Box-Cox e Johnson, a figura 28 apresenta de forma numérica e gráfica estas comparações do teste de normalidade em relação ao valor P.

Figura 28 – Comparação Normal, Box-Cox, Johnson - posição 0,1 mm.



Fonte: Dados do autor (2018).

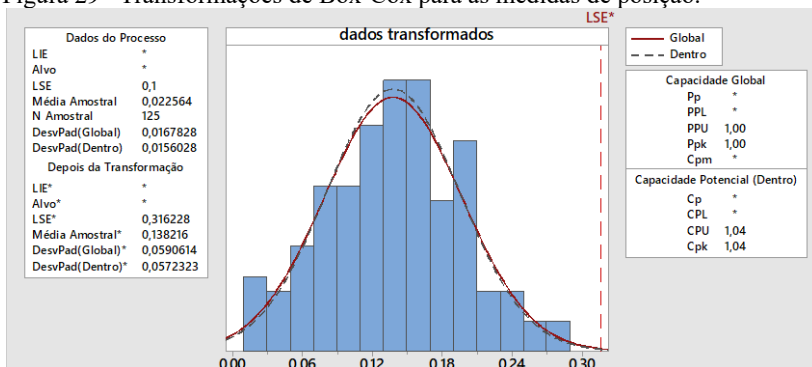
Sobre os resultados, a transformação que apresenta melhor ajuste dos dados é de Box-Cox, com valor $P = 0,965$ em relação ao nível de significância $\alpha = 0,05$. A distribuição de melhor ajuste foi atribuída ao parâmetro $\lambda = 0,5$ (raiz quadrada), transformando os valores dos dados em uma distribuição mais próxima da normalidade.

A transformação de Johnson também tem uma aderência satisfatória. Tomando-se como bases os parâmetros de valor $P = 0,892$ e $\alpha = 0,05$, esta análise foi considerada para avaliar o desempenho dos ICPs.

A partir dos testes de normalidade, os dados transformados foram utilizados para avaliação dos novos resultados para os ICPs.

A figura 29 apresenta os dados obtidos pela Transformação Box-Cox, com $\lambda = 0,5$.

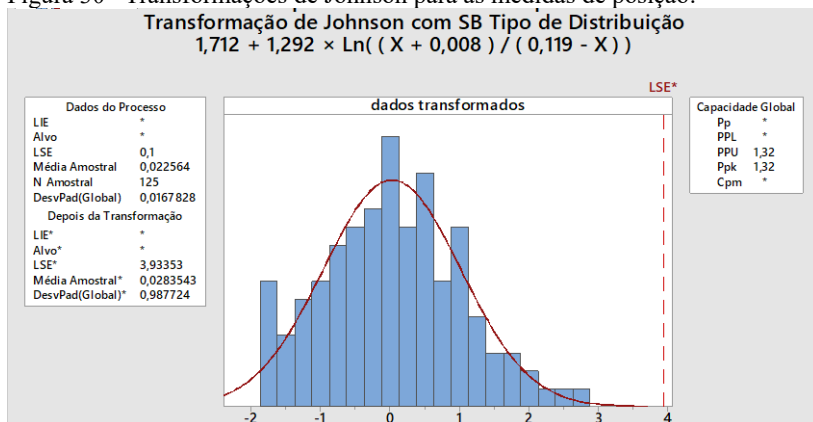
Figura 29 –Transformações de Box-Cox para as medidas de posição.



Fonte: Dados do autor (2018).

A figura 30 apresenta os resultados obtidos pela Transformação de Johnson, com aplicação da Família S_b .

Figura 30 –Transformações de Johnson para as medidas de posição.



Fonte: Dados do autor (2018).

Os dados resultantes das Transformações Box-Cox e de Johnson apresentaram gráficos de distribuição de probabilidade com melhor simetria. No entanto, os índices de capacidade e de performance foram menores que os obtidos quando os dados foram tratados como distribuições normais. A tabela 5 resume os dados obtidos pela aplicação tradicional e com os dados transformados.

Tendo como meta atingir os índices $P_{pu} \geq 1,67$ (0,57 PPM) e $C_{pu} \geq 1,33$ (63 PPM), os dados transformados demonstram que o risco de ter

produtos fora da especificação é maior, quando comparado aos índices obtidos com os dados sem transformação. Além disso, foi avaliado os valores de PPM dos índices de C_{pu} e P_{pu} , entre as distribuições.

Resumindo-se todas as etapas na tabela 5, percebe-se que há uma diferença significativa entre os resultados dos índices principalmente após as transformações dos dados.

Tabela 5 – Comparação em função das transformações – posição.

POSIÇÃO 0,1 mm							
Condição	Distribuição	Dados	C_{pu}	PPM	P_{pu}	PPM	Valor P
Antes das transformações	Normal	125	1,65	0,35	1,54	1,97	< 0,005
Após as transformações	Box-Cox	125	1,04	1289,08	1,00	934,37	0,985
Após as transformações	Johnson	125			1,32	38,47	0,892

Fonte: Dados do autor (2018).

Avaliando-se os valores de $C_{pu} = 1,65$ e $P_{pu} = 1,54$, antes das transformações em relação a Box-Cox e Johnson, pode-se avaliar as seguintes diferenças:

- a) Comparando-se estes valores antes e pós as transformações, pode-se observar que há diferenças significativas. Os valores considerados como uma distribuição normal revelam pelas análises numéricas e gráficas que não aderem à normalidade, conforme já mencionado anteriormente. Portanto, estes valores dos ICP tendem a não representar a melhor distribuição da tolerância de posição de 0,1 mm. Por isso, as transformações foram necessárias. Avaliando-se os valores da transformação de Box-Cox, verifica-se que o processo a longo prazo ($C_{pu}=1,04$), é menor em relação ao valor considerado como normal antes da transformação onde o $C_{pu}=1,65$. Em relação ao índice global do processo ($P_{pu}= 1,00$), há uma condição inferior em relação ao valor considerado como normal antes da transformação onde o $P_{pu}=1,54$. Ou seja, os índices antes das transformações estavam gerando uma falsa capacidade do processo, por conta do comportamento dos dados assumidos como normais. Isto gerou impactos significativos e possivelmente perdas de performance de processo, uma vez que os ICPs tinham números com realidades inferiores, porque não se conhecia a distribuição adequada e as transformações. Outra análise importante a ser feita é a comparação entre os valores de

PPM entre os ICP. O valor de PPM antes da transformação para o $C_{pu} = 0,35$ PPM e $P_{pu} = 1,97$ PPM. Para a transformação de Box-Cox, após transformação obteve-se $C_{pu} = 1289,08$ PPM e $P_{pu} = 934,37$ PPM, observa-se com estes resultados que antes da transformação, não havia aderência a normalidade, além disso, percebe-se que há um risco subestimado de produtos não conformes.

b) Para as transformações de Johnson, comparando-se com os valores de $P_{pu}=1,54$ (1,97 PPM) antes da transformação, com o $P_{pu}=1,32$ (38,47 PPM) pós transformação, tem-se uma condição inferior de processo seguindo-se as mesmas considerações anteriores.

Portanto, para a segurança do processo há uma necessidade inicial de avaliar os dados quanto a: não normalidade, suas distribuições e necessidade de realizar transformações dos dados.

Observando-se a tabela 5, percebem-se que os resultados numéricos são diferentes após as transformações por Box-Cox ou Johnson, ou seja, mais próximos da realidade do processo. Porém o processo ainda não está adequado e necessita de correções para alcançar as especificações do cliente. Da forma como está se comportando, há uma variabilidade que pode resultar em peças fora dos limites de controle e tendendo a ultrapassar os limites de especificação do produto, o que resultaria em produtos não conformes.

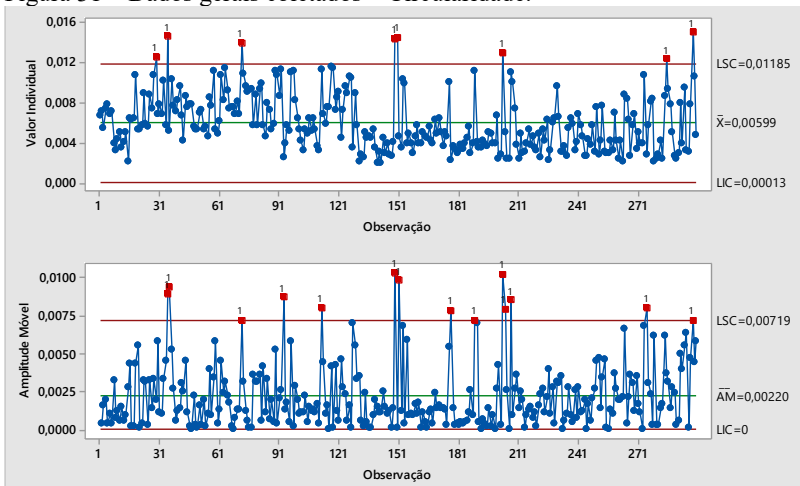
Em função disto, uma análise mais abrangente sobre esta característica do processo de usinagem, ferramentas e meios de medição pode ser relevante para estudos futuros e tratar as variáveis que estão prejudicando o desempenho do processo.

4.2 ANÁLISE PARA TOLERÂNCIA DE CIRCULARIDADE

A circularidade de 0,015 mm está associada ao diâmetro de 52 H7 (52,000 – 52,030) mm. Esta circularidade tem uma tolerância unilateral de 0,015mm. As análises da circularidade seguem o mesmo procedimento da análise da tolerância de posição.

A figura 31 retrata os dados não tratados para realização da análise em todo o período de aquisição com 300 leituras individuais. Neste período, foram considerados todos os eventos do processo produtivo.

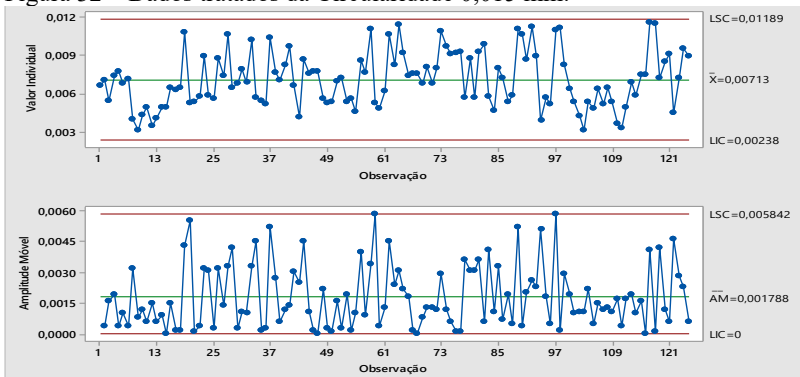
Figura 31 – Dados gerais coletados – Circularidade.



Fonte: Dados do autor (2018).

Porém, para uma análise adequada, foi definido realizar os cálculos após substituição da ferramenta de usinagem desta característica de circularidade, por motivos de desgaste (final de vida útil), e considerar uma condição dos dados de 125 leituras a partir do mesmo dia e da amostra número 150 dos dados gerais, conforme figura 32. Nos estudos, recebem a identificação de “Dados Tratados”.

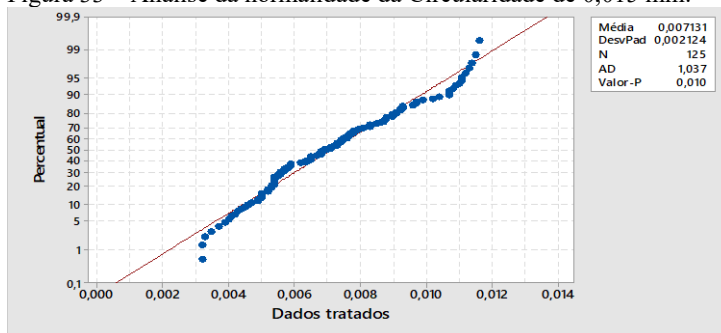
Figura 32 – Dados tratados da Circularidade 0,015 mm.



Fonte: Dados do autor (2018).

Estes dados são base para as demais análises apresentadas a seguir. Nas comparações: normalidade, índices de capacidade de processo e transformações de dados não normais. O teste de normalidade demonstra o resultado da análise para os dados selecionados sem transformações, estão destacados na figura 33.

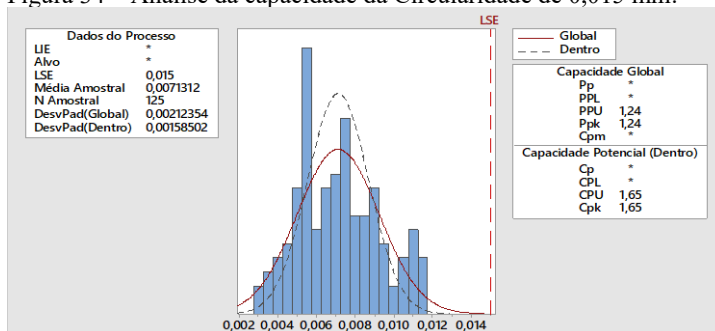
Figura 33 – Análise da normalidade da Circularidade de 0,015 mm.



Fonte: Dados do autor (2018).

Observa-se que não há uma aderência dos dados à curva normal. O teste de normalidade apresenta um valor $P=0,010$, menor que o nível de significância adotado de $\alpha=0,05$, portanto os dados não configuram uma distribuição normal. Além disso, a distribuição gráfica das leituras denota assimetria dos dados sobre a linha de referência. Na análise de capacidade do processo, pode-se verificar nos resultados a não normalidade dos dados, conforme destacado na figura 34.

Figura 34 – Análise da capacidade da Circularidade de 0,015 mm.



Fonte: Dados do autor (2018).

A partir do cálculo via Minitab, é possível identificar as seguintes respostas:

- a) Os indicadores de capacidade calculados de $C_{pu}=1,65$ são capazes e atendem à especificação definida. Porém, o indicador de performance calculado de $P_{pu}=1,24$ não é capaz em relação à especificação de engenharia definida pelo cliente.
- b) O histograma apresenta-se causas especiais atuando sobre a distribuição dos dados, porém tem uma forma tendendo a normalidade.

Os resultados configuram um processo capaz a longo prazo pelo $C_{pu}>1,33$, e não há valores fora das especificações de desenho para a tolerância de circularidade de 0,015 mm. Porém, nos gráficos da figura 32, percebe-se que as leituras estão dentro dos limites de controle tanto na carta de valores individuais quanto na de amplitude móvel e percebem-se também causas especiais atuando neste universo de 125 leituras selecionadas para análise, em função do limite de P_{pu} , estar abaixo do limite especificado.

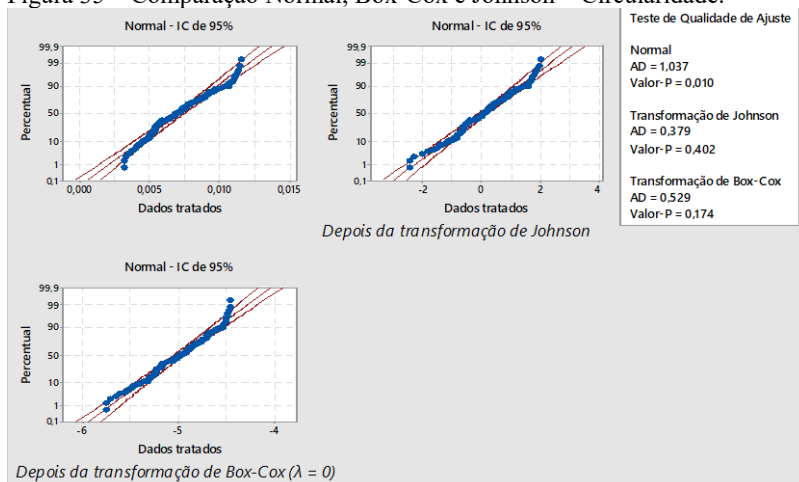
Em função destes resultados preliminares de análise, foram realizados os seguintes passos:

- a) Gerar as transformações dos dados pelos métodos de Box-Cox e Johnson sobre as 125 leituras dos dados individuais;
- b) Analisar e comparar os resultados dos índices antes e após as transformações dos dados.

Da mesma forma que foi aplicado para análise da tolerância de posição, serão utilizadas as ferramentas do Minitab para realizar as transformações Box-Cox e Johnson na tolerância de circularidade.

Avaliando-se a distribuição normal em relação às transformações de Box-Cox e Johnson, a figura 35 apresenta de forma numérica e gráfica estas comparações do teste de normalidade em relação ao valor P.

Figura 35 – Comparação Normal, Box-Cox e Johnson – Circularidade.



Fonte: Dados do autor (2018).

Nesta análise, observa-se que, pelo valor $P=0,010$, a hipótese de normalidade é rejeitada em função do valor de $\alpha=0,05$, porém o histograma da figura 34 não demonstra assimetria significativa. Após as transformações de Johnson e Box-Cox, a aderência à normalidade é demonstrada pelos cálculos realizados onde Johnson apresenta $P=0,402 > \alpha=0,05$, e Box-Cox, um valor de $P=0,174 > \alpha=0,05$, o que não rejeitaria a normalidade dos dados por estas transformações.

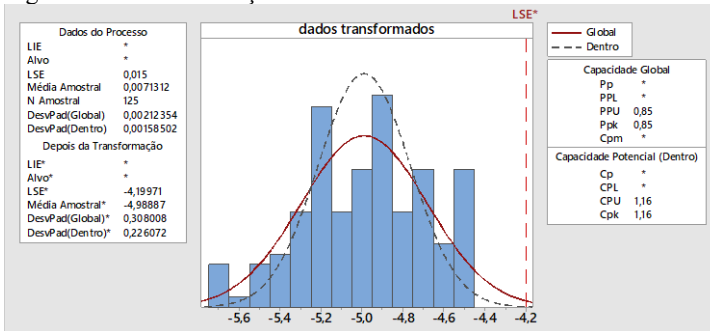
Sobre os resultados, as seguintes considerações podem ser feitas: a normalidade dos dados só pode ser considerada após transformações. A transformação que apresenta melhor ajuste dos dados nesta característica é de Johnson, conforme o gráfico apresentado na figura 35 - “Depois da transformação de Johnson”.

A transformação de Box-Cox teve uma aderência menor no teste de hipóteses, mas não rejeitou a hipótese nula, conforme figura 35 - “Depois da transformação de Box-Cox $\lambda=0$ ”. Em função dos valores apresentados, esta análise será considerada para avaliar o desempenho dos ICPs.

A partir dos testes de normalidade, os dados transformados foram utilizados para avaliação dos novos resultados para os ICPs.

A figura 36 apresenta os dados obtidos pela Transformação Box-Cox, com $\lambda = 0,0$.

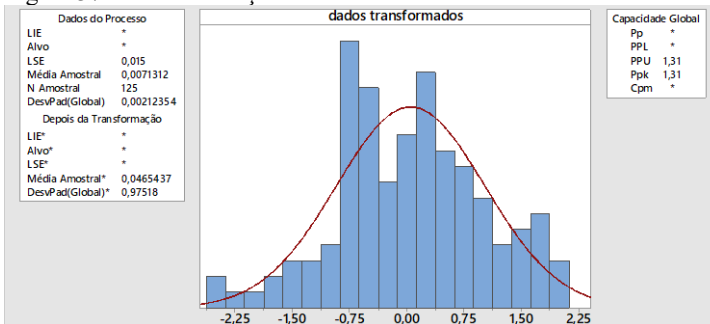
Figura 36 – Transformações Box-Cox – Circularidade.



Fonte: Dados do autor (2018).

A figura 37 apresenta os resultados obtidos pela Transformação de Johnson, com aplicação da Família Sb.

Figura 37 – Transformações Johnson – Circularidade.



Fonte: Dados do autor (2018).

Resumindo-se as etapas na tabela 6, percebe-se que há uma diferença menor entre as ferramentas de cálculo e principalmente sobre as transformações dos dados nos valores dos ICPs.

Todos os resultados são oriundos das análises anteriores dos índices de capacidade. Atendem à especificação estabelecida pelo cliente de $C_p/C_{pu} \geq 1,33$, porém, para índices mínimos aceitáveis para $P_p/P_{pu} \geq 1,67$, eles não estão conforme especificações do cliente.

Tabela 6 – Comparação das transformações – circularidade.

CIRCULARIDADE 0,015 mm							
Condição	Distribuição	Dados	C_{pu}	PPM	P_{pu}	PPM	Valor P
Antes das transformações	Normal	125	1,65	105,48	1,24	0,34	0,010
Após as transformações	Box-Cox	125	1,16	240,81	0,85	5200,99	0,402
Após as transformações	Johnson	125			1,31	0,00	0,174

Fonte: Dados do autor (2018).

Avaliando-se os valores de $C_{pu} = 1,65$ e $P_{pu} = 1,24$ antes das transformações em relação a Box-Cox e Johnson, pode-se avaliar as seguintes diferenças:

- a) Comparando-se estes valores antes e pós transformações, pode-se observar que há diferenças. Os valores considerados como uma distribuição normal revelam pelas análises numéricas e gráficas que não aderem à normalidade, conforme já mencionado anteriormente. Por isso, as transformações foram necessárias. Avaliando-se os valores da transformação de Box-Cox, verifica-se que o processo a longo prazo ($C_{pu}=1,16$) é menor em relação ao valor considerado como normal antes da transformação onde o $C_{pu}=1,65$. Em relação ao índice global do processo ($P_{pu}=0,85$), há uma condição inferior em relação ao valor considerado como normal antes da transformação onde o $P_{pu}=1,24$. Ou seja, os índices antes das transformações estavam gerando uma falsa capacidade do processo, por conta do comportamento dos dados assumidos como normais. Isto gerou impactos significativos e possivelmente perdas de performance de processo, uma vez que os ICPs tinham números com realidades inferiores, porque não se conhecia a distribuição adequada e as transformações. Outra análise importante a ser feita é a comparação entre os valores de PPM entre os ICP. O valor de PPM antes da transformação para o $C_{pu} = 105,48$ PPM e $P_{pu} = 0,34$ PPM. Para a transformação de Box- Cox, após transformação obteve-se $C_{pu} = 240,81$ PPM e $P_{pu} = 5200,99$ PPM, observa-se com estes resultados que antes da transformação não havia aderência a normalidade, além disso, percebe-se que há um risco subestimado de produtos não conformes.
- b) Para as transformações de Johnson, comparando-se com os valores de $P_{pu}=1,24$ (0,34 PPM) antes da transformação com o $P_{pu}=1,31$ (0,0 PPM) após transformações, tem-se uma condição

similar não representando diferença significativa em relação a distribuição sem transformação, em função da baixa aderência demonstrada pelo valor $P=0,174$ em relação a $\alpha =0,05$.

Portanto, para a segurança do processo há uma necessidade inicial de avaliar os dados quanto a: não normalidade, suas distribuições e necessidade de realizar transformações dos dados.

Observando-se a tabela 6, percebem-se resultados mais próximos da realidade do processo, porém o processo ainda não está adequado e necessita de correções para alcançar as especificações dos ICPs do cliente. Da forma como está se comportando, há uma variabilidade que pode resultar em peças fora dos limites de controle e tendendo a ultrapassar os limites de especificação do produto.

Em função disto, a mesma recomendação anterior faz-se necessária: uma análise mais abrangente sobre esta característica do processo de usinagem, ferramentas, meios de medição pode ser relevante para estudos futuros e atacar as variáveis que estão prejudicando o desempenho do processo.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta dissertação envolveu a pesquisa a respeito de características que não apresentam normalidade em suas distribuições de dados. Neste trabalho, foi abordado um estudo de caso aplicado a um produto usinado, denominado de corpo de borboleta, o qual foi submetido a avaliações nas características geométricas de circularidade de 0,015 mm e posição de 0,1 mm.

A discussão foi pautada nas diversas variáveis que compõem este cenário para o controle estatístico do processo, tais como: forma como são coletadas as amostras, forma como são registradas, tipo de distribuições, avaliação da normalidade e necessidade de transformação.

A partir dos resultados comparativos entre dados não transformados e transformados, pode-se concluir que o universo de variáveis que necessitam estar cobertas é significativo e que justificam um senso de organização metodológico rigoroso.

Os registros realizados durante o desenvolvimento metodológico, tomando o Minitab como referência, demonstraram a variabilidade dos ICPs em função dos dados antes e após transformações. No caso da posição, ficou muito claro a não normalidade dos dados e a necessidade das transformações. Porém, para a circularidade, a normalidade não estava bem definida, e foi necessário realizar as transformações para comprovar a não normalidade da distribuição dos dados.

Fica evidente que a utilização das ferramentas avançadas de estatística é imprescindível para ter um suporte em uma análise mais robusta, porém somente isso não irá garantir um resultado e análise precisa.

O cenário competitivo das indústrias requer que os executivos tenham ferramentas que lhes permitam tomar decisões mais assertivas e confiáveis. Neste universo do controle estatístico de processo, é possível minimizar e até suprimir variações de processos, que impactam na geração de prejuízos econômicos e da imagem do cliente e fornecedor do produto.

Há diversas vertentes de estudos sendo aplicadas no CEP, com a introdução de novos indicadores, avaliando-se outras características, distribuições, transformações, e diversas outras variáveis, porém o foco é sempre o mesmo: de buscar preventivamente redução de variabilidade de processos e otimizar os recursos.

O foco em qualidade e melhoria contínua é uma questão diária, a todo momento novas especificações e desejos do consumidor são remodelados para sua satisfação.

Para tanto, este trabalho pode ser aprimorado com outras sugestões de estudos que podem ser conduzidos como trabalhos futuros, tais como:

- Estudar as diferenças entre o tamanho dos subgrupos nos cálculos em características não normais de GD&T;
- Avaliar a sensibilidade do tamanho da amostra e da frequência sobre estas características de GD&T não normais;
- Avaliar como ficariam os limites de controle das cartas de controle após transformações.

REFERÊNCIAS

GRUPO DE AÇÃO DA INDÚSTRIA AUTOMOTIVA - AIAG. Controle Estatístico do Processo CEP, Manual de Referência, 2ª ed., 2005.

AMERICAN SOCIETY FOR TESTING AND MATERIALS. Standard Practice for Machine/Process Capability Study Procedure 1. ASTM 1503 Designation: F1503 – 02 (Reapproved), 2012.

ANIS, M. Z. Basic Process capability indices: an expository review. SQC and OR Unit, Indian Statistical Institute, Kolkata, India. **International Statistical Review**, v. 76, n. 3, p. 347-367, 2008.

ASME Y14.5M-2009. Dimensioning and tolerancing. The American Society of Mechanical Engineers. New York, 2009.

BASTOS, R. L.; FERREIRA, E. B. CEPpt: Um pacote R para o Controle Estatístico de Processo. **Sigmae**, Alfenas, v. 1, n. 1, p. 1-17, 2012.

BOX, G. E. P.; COX, D. R. An Analysis of Transformations. **Journal of Royal Statistical Society**, B, n. 39, p. 211-252, 1964.

BARRIGA, G. D. Ca.; HO, L. L.; BORGES, W. S. Um índice de capacidade para especificações unilaterais. **Revista Produção**, v. 13, n. 1, 2003.

CARVALHO, M. M.; PALADINI, E. P. **Gestão da Qualidade**. 2ª ed., Rio de Janeiro: Elsevier, ABEPRO, 2012.

CHEN, W.; BAGHDASARYAN, L.; BURANATHITI, T.; CAO, J. Model Validation via Uncertainty Propagation and Data Transformations. Revision 2, submitted to the AIAA, Journal, December, 2003.

COSTA, A. F. B. et al. **Controle estatístico de qualidade**. 2ª ed., 8ª reimpr. São Paulo: Atlas, 2014.

FEIGENBAUM, A. V. **Controle da Qualidade Total**. 3ª ed. São Paulo: Makron Books, 1994.

- GONÇALEZ, P. U.; WERNER, L. Comparação dos índices de capacidade do processo para distribuições não-normais. **Gest. Prod.**, São Carlos, v. 16, n. 1, p. 121-132, jan./mar. 2009.
- HONG, W.-P. Machine capability index evaluation of machining center. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 27, n. 10, p. 2905-2910, 2013.
- ISO 1101:2017. Geometrical product specifications (GPS) — Geometrical tolerancing — Tolerances of form, orientation, location and run-out. 2017.
- JOHNSON, N. L. Systems of frequency curves generated by methods of translation. **Biometrika**, v. 36, p. 149-176, 1949.
- JURAN, J. M.; GRZYNA, F. M. **Controle da Qualidade Handbook, ol. 6, Métodos Estatísticos Clássicos Aplicados à Qualidade**. 4ª ed. São Paulo: Makron Books, 1992.
- KHADSE, K. G; SHINDE R. L. Probability-Based Process Capability Indices. **Journal Communications in Statistics - Simulation and Computation**, v. 38, p. 884-904, 2009.
- KORKUSUZ, D. **Process capability analysis for non-normal/ processes with lower specification limits**. Chalmers University of Technology. Gothenburg, Sweden, 2011.
- MINITAB. **Minitab 17 Statistical Software**. State College, Pennsylvania, USA: Minitab Inc, 2013.
- MERCEDES-BENZ. Special Terms Passenger Cars 2014. Disponível em:
<https://www.mercedesBenz.com.br/resources/files/documentos/institucional/fornecedores/MBST_2014_PCars.pdf>. Acesso em: 06 fev. 2017.
- MERRELL, N. Who's the keeper of GD&T data? **Quality Magazine**, v. 55, n. 8, 2016.
- MONTGOMERY, D. C. **Introdução ao Controle Estatístico da Qualidade**. 4ª ed. Rio de Janeiro: LTC, 2015.

MORSE, E. Tolerancing Standards: A Comparison. **Quality Magazine**, v. 55, n. 8, 2016.

MORAES, C. F. **Estudo da utilização do gráfico de controle individual e do índice de capacidade sigma para dados não normais**. 2006. 197f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2006.

NBR 6409. Tolerâncias geométricas – Tolerâncias de forma, orientação, posição e batimento – Generalidades, símbolos, definições e indicações em desenho, 1997.

RAMOS, A. W. Estudos de capacidade para dados Não-Normais. Departamento de Engenharia de Produção – EPUSP. São Paulo, SP, 2008

REZAIE, K; OSTADI, B.; TAGHIZADEH, M. R. Applications of Process Capability and Process Performance Indices. **Journal of Applied Sciences**, v. 6, n. 5, p. 1186-1191, 2006.

RIBEIRO, J. L. D.; CATEN, C. S. T. **Controle Estatístico do Processo**. Porto Alegre: FEENG/UFRGS, 2012.

SANTOS, A. G. dos et al. A Importância dos Gráficos de Controle para Monitorar a Qualidade dos Processos Industriais: Estudo de Caso numa Indústria Metalúrgica. **Cadernos do IME – Série Estatística**. Universidade do Estado do Rio de Janeiro – UERJ, v. 28 p. 33-46, 2010.

SHEWHART, W. A. **Statistical method from the viewpoint of quality control**. New York: Dover Publications, INC, 1986.

TANG, L. C.; THAN, S. E. Computing process capability indices for non-normal data: a review and comparative study. **Quality and Reliability Engineering International Qual. Reliab. Engng. Int.**, Singapore, n. 15, p. 339-353, 1999.

WANDECK, M.; SOUSA, A. R. de S. Análise funcional e metrológica dos princípios de Taylor e da independência na especificação e controle geométrico de produtos. In: I CONGRESSO INTERNACIONAL DE METROLOGIA MECÂNICA. Rio de Janeiro, 2008. **Anais...** Rio de Janeiro, 2008.