

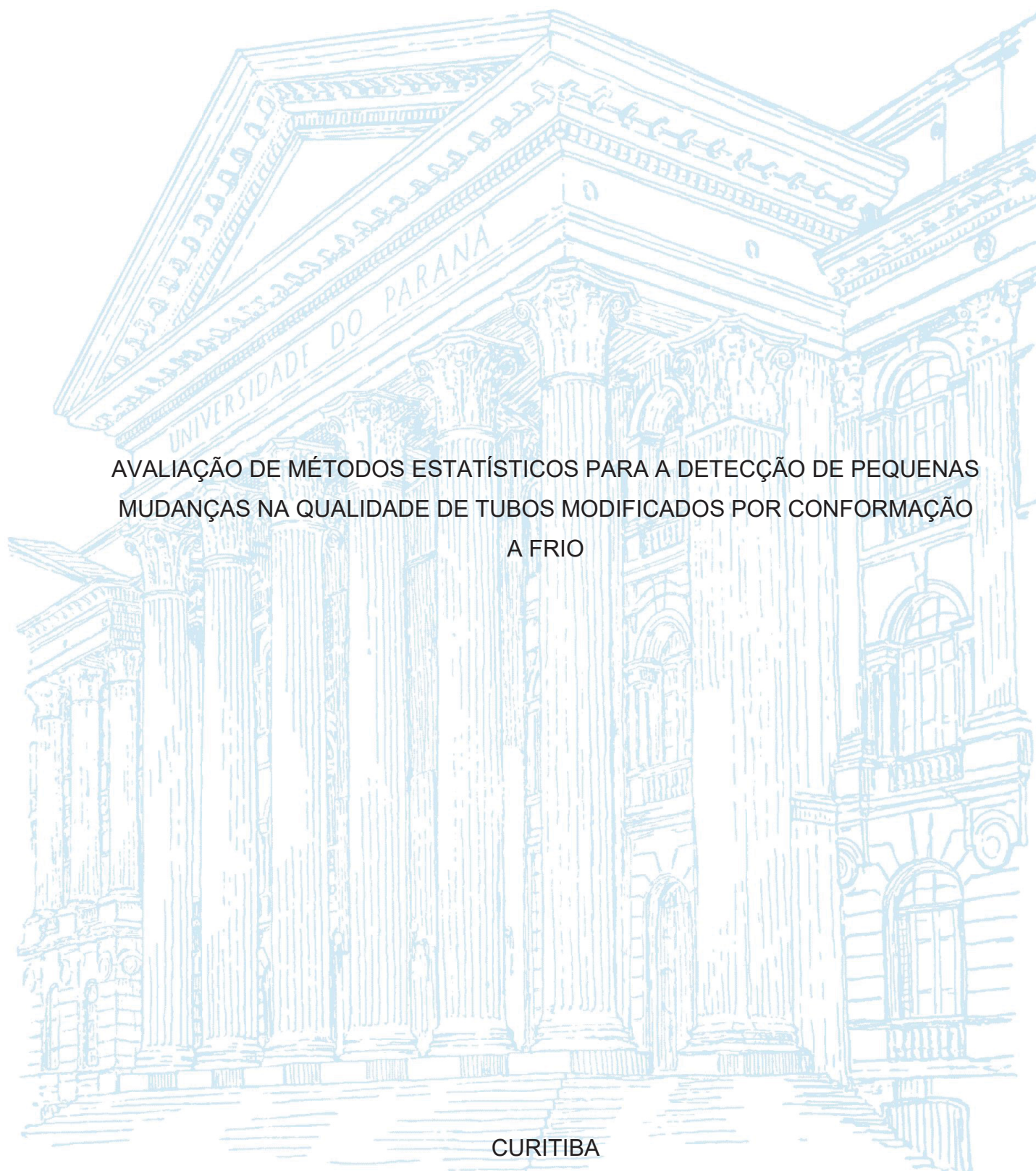
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

RAFAEL KOVALECHYN

AVALIAÇÃO DE MÉTODOS ESTATÍSTICOS PARA A DETECÇÃO DE PEQUENAS
MUDANÇAS NA QUALIDADE DE TUBOS MODIFICADOS POR CONFORMAÇÃO
A FRIO

CURITIBA

2021



RAFAEL KOVALECHYN

AVALIAÇÃO DE MÉTODOS ESTATÍSTICOS PARA A DETECÇÃO DE PEQUENAS
MUDANÇAS NA QUALIDADE DE TUBOS MODIFICADOS POR CONFORMAÇÃO
A FRIO

Dissertação apresentada como requisito parcial à
obtenção do grau de Mestre em Engenharia de
Manufatura. Curso de Pós-Graduação em
Engenharia de Manufatura, Setor de Tecnologia,
Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Dalberto Dias da Costa

CURITIBA

2021

Catálogo na Fonte: Sistema de Bibliotecas, UFPR
Biblioteca de Ciência e Tecnologia

K88a Kovalechyn, Rafael

Avaliação de métodos estatísticos para a detecção de pequenas mudanças na qualidade de tubos modificados por conformação a frio [recurso eletrônico] / Rafael Kovalechyn – Curitiba, 2021.

Dissertação (mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Manufatura, Setor de Tecnologias, Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Dalberto Dias da Costa

1. Industrias. 2. Produtividade industrial. 3. Controle de qualidade – Métodos estatísticos. I. Universidade Federal do Paraná. II. Costa, Dalberto Dias da. III. Título.

CDD 519.86

Bibliotecário: Nilson Carlos Vieira Junior CRB9/1797



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO ENGENHARIA DE
MANUFATURA - 40001016171P2

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação ENGENHARIA DE MANUFATURA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **RAFAEL KOVALECHYN** intitulada: **AVALIAÇÃO DE MÉTODOS ESTATÍSTICOS PARA A DETECÇÃO DE PEQUENAS MUDANÇAS NA QUALIDADE DE TUBOS MODIFICADOS POR CONFORMAÇÃO A FRIO**, sob orientação do Prof. Dr. **DALBERTO DIAS DA COSTA**, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua **APROVAÇÃO** no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 15 de Dezembro de 2021.

Assinatura Eletrônica
16/12/2021 16:27:49.0
DALBERTO DIAS DA COSTA
Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica
17/12/2021 09:36:17.0
MARCELO GEHELE CLETO
Avaliador Externo (DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO - UFPR)

Assinatura Eletrônica
16/12/2021 15:24:25.0
RAVILSON ANTONIO CHEMIN FILHO
Avaliador Externo (DEPARTAMENTO DE ENG. MECÂNICA UFPR)

Assinatura Eletrônica
16/12/2021 15:18:45.0
PABLO DEIVID VALLE
Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

RESUMO

Na indústria automobilística, a busca por sistemas otimizados, ótimo desempenho e sustentáveis é constante. Nesse contexto, projetos com estruturas leves, como exemplo tubos circulares de paredes finas, têm recebido grande atenção. O eixo principal usado no sistema de direção, composto por esta estrutura, é produzido em linhas altamente automatizadas, onde as dimensões são controladas automaticamente e processos (conformação e medição) são realizados sem intervenção humana. O uso de sistemas remotos, paradigmas para a Indústria 4.0, contribuem na excelência das máquinas de manufatura através do monitoramento do processo. Onde sistemas de suporte a decisão de qualidade integrado com ferramentas estatísticas aplicadas, fornecem ao operador informações suficientes para que decida quando tomar ações corretivas para manter os processos sob controle no momento de variações de processo. Com isto, a detecção de pequenas mudanças é necessária para antecipar a produção de peças não conformes e vários métodos estatísticos podem ser encontrados na literatura. Neste estudo de caso, as cartas Shewhart, CUSUM, EWMA e uma técnica mais recente denominada ADWin tiveram seus desempenhos avaliados. Assim também como a combinação dos métodos Shewhart e ADWin, a qual apresentou resultados satisfatórios nas detecções de pequenas mudanças e na baixa geração de falsos alarmes. A principal conclusão deste trabalho, é que um sistema de suporte à decisão pode ser desenvolvido, tendo como base a combinação dos métodos estatísticos aqui estudados, para a detecção de pequenas mudanças de processo e, dessa forma, antecipar a geração de refugos.

Palavras Chave: Indústria 4.0, Sistema de Suporte a Decisão, Monitoramento Estatístico de Processo, detecção de pequenas mudanças.

ABSTRACT

In the automobile industry, the search for optimized, great performance and sustainable systems is constant. In this context, projects with light structures, such as thin-walled circular tubes, have been in focus. The main shaft used in the steering system, comprising this structure, is produced in highly automated lines, where dimensions are automatically controlled and processes (cold forming and measuring) are carried out without human intervention. The use of remote systems, paradigms for Industry 4.0, contributes to the excellence of manufacturing machines through process monitoring. Where quality decision support systems are integrated with applied statistical tools, they provide the operator with enough information to decide when to take corrective actions to keep processes under control at the time of process variations. With this, the detection of changes is necessary to anticipate the production of nonconforming parts, and several statistical methods can be found in the literature. In this case study the Shewhart chart, CUSUM, EWMA and a more recent technique called ADWin were performed, their performances were evaluated through statistical software and data analysis tools. As well as the combination of Shewhart and ADWin methods, which presented satisfactory results under the assumptions of change detection and low false alarm generation. The main conclusion of this work is that a decision support system can be developed, based on the combination of the statistical methods studied here, for the detection of small process changes and, in this way, to anticipate the generation of scrap.

Keywords: Industry 4.0, Decision Support System, Statistical Process Monitoring.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - INTERVEÇÕES POR DIA	12
FIGURA 2 - FATORES DE INFLUÊNCIA NA VIDA DE MATRIZES.	15
FIGURA 3 - EXEMPLO DE RESULTADOS DE MEDIÇÕES	17
FIGURA 4 - EXEMPLO DE CUSUM	18
FIGURA 5 - EXEMPLO DE EWMA	19
FIGURA 6 - CLASSIFICAÇÃO DE MUDANÇAS DE CONCEITO	21
FIGURA 7 - MÉTODOS DE JANELAS MÓVEIS.....	22
FIGURA 8 - PROCESSO DE TOMADA DE DECISÃO COM DSS	24
FIGURA 9 – ESQUEMÁTICO DSS	26
FIGURA 10 – ESTRUTURAÇÃO DA SOLUÇÃO	27
FIGURA 11 – COLUNA DE DIREÇÃO.....	30
FIGURA 12 – COLUNA DE DIREÇÃO EXPLODIDA	31
FIGURA 13 – COTA DO PRODUTO EM ESTUDO	31
FIGURA 14 – VISTA ESQUEMÁTICA DA MÁQUINA.....	33
FIGURA 15 – MÁQUINA	33
FIGURA 16 – PROCESSO DE CONFORMAÇÃO	34
FIGURA 17 – DESENHO DA CONFORMAÇÃO EM MÁQUINA.....	34
FIGURA 18 – VISÃO EXPLODIDA DA MATRIZ	36
FIGURA 19 – DIMENSÕES DA MATRIZ DE CONFORMAÇÃO.....	36
FIGURA 20 – MATRIZES NO PROCESSOS DE CONFORMAÇÃO	37
FIGURA 21 – TEMPERATURA MATRIZ DE CONFORMAÇÃO	38
FIGURA 22 – CILINDRO HIDRÁULICO.....	39
FIGURA 23 – SISTEMA DE MEDIÇÃO	39
FIGURA 24 – SISTEMA DE MEDIÇÃO, VISTA LATERAL	40
FIGURA 25 – SISTEMA DE MEDIÇÃO REAL, VISTA SUPERIOR	40
FIGURA 26 – SISTEMA DE MEDIÇÃO REAL, VISTA TRASEIRA	41
FIGURA 27 – CILINDRO PNEUMÁTICO DSBC-32-80.....	41
FIGURA 28 – SISTEMA DE MEDIÇÃO DE DESLOCAMENTO LVDT	42
FIGURA 29 – SAÍDA ELÉTRICA DO CONTROLADOR LVDT	42
FIGURA 30 – GABARITO DE MEDIÇÃO.....	43
FIGURA 31 – PARÂMETROS CONFORMAÇÃO A FRIO	45
FIGURA 32 – PROCESSO – VELOCIDADE E POSIÇÃO	46

FIGURA 33 – ALGORITMO ADWin	47
FIGURA 34 – TESTE DE NORMALIDADE E DISTRIBUIÇÃO	48
FIGURA 35 - DADOS DE SAÍDA E INDICADORES ESTATÍSTICOS	49
FIGURA 36 – GRÁFICO CARTAS DE CONTROLE	49
FIGURA 37 – CONTRA MEDIÇÃO E MÁQUINA DE COORDENADA	51
FIGURA 38 – CUSUM – FALSO ALARME	52
FIGURA 39 – EWMA – FALSO ALARME	53
FIGURA 40 – CARTA DE SHEWHART – ALARMES FALSOS	53
FIGURA 41 – COMBINAÇÃO ADWin E SHEWHART	54
FIGURA 42 – RESULTADO ADWin E SHEWHART	55
FIGURA 43 – INFLUÊNCIA DA TEMPERATURA NO RESULTADO DO PROCESSO	56
FIGURA 44 – CORRELAÇÃO TEMPERATURA E COTA	57
FIGURA 45 – RELATÓRIO INTERNO	63

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 – ESPECIFICAÇÕES DE PROCESSO	32
QUADRO 2 – COMPOSIÇÃO DO TUBO	32
QUADRO 3 – DIAGRAMA E FLUXOGRAMA	35
QUADRO 4 – AVALIAÇÃO DE VARIÁVEIS DO PROCESSO	44
QUADRO 5 – NÍVEL DE INFLUÊNCIA	44
QUADRO 6 – INFLUÊNCIA DAS VARIÁVEIS AVALIADAS	45

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	9
1.1.	PROBLEMA.....	11
2.	OBJETIVO.....	12
3.	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	13
3.1.	CONFORMAÇÃO A FRIO EM EXTREMIDADES DE TUBOS.....	13
3.2.	DETEÇÃO DE MUDANÇAS DE PROCESSO	16
3.3.	SISTEMAS DE SUPORTE À DECISÃO NO CONTEXTO DA INDÚSTRIA 4.0	23
4.	METODOLOGIA.....	27
5.	IMPLEMENTAÇÃO E ESTUDO DE CASO.....	30
5.1.	INTEGRAÇÃO NO PROCESSO ATUAL	31
5.2.	MATÉRIA PRIMA.....	32
5.3.	MÁQUINA E LEIAUTE	32
5.4.	FLUXO DO PROCESSO DE MANUFATURA.....	34
5.5.	FLUXOGRAMAS, DESCRITIVO E DIAGRAMA DE CONFORMAÇÃO.....	35
5.6.	FERRAMENTAL DO PROCESSO	36
5.6.1.	Matriz de conformação.....	36
5.6.2.	Análise de temperatura da matriz.....	37
5.6.3.	Análise de força durante conformação.....	38
5.6.4.	Sistema de medição.....	39
5.7.	PROCESSO DA MANUFATURA E ESPECIFICAÇÕES.....	43
5.7.1.	Levantamento de variáveis influentes e não influentes.....	43
5.7.2.	Variáveis influentes no processo.....	45
5.8.	IMPLEMENTAÇÃO DOS MÉTODOS PARA DETECÇÃO DE MUDANÇAS.....	47
6.	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	48
6.1.	GRÁFICO DE CONTROLE DO PROCESSO DE CONFORMAÇÃO A FRIO.....	49
6.2.	ANÁLISE DE GERAÇÃO DE FALSOS ALARME	51
6.2.1.	FALSOS ALARME - CUSUM.....	52
6.2.2.	FALSOS ALARMES – EWMA.....	52
6.2.3.	FALSOS ALARME – Carta de Shewhart.....	53

6.3.	COMBINAÇÃO DOS MÉTODOS SHEWHART E ADWin	53
6.4.	INFLUÊNCIA DA TEMPERATURA DA MATRIZ.....	56
7.	CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES.....	58
	BIBLIOGRAFIA.....	59
	APÊNDICE 1 – RELATÓRIO INTERNO.....	63

1. INTRODUÇÃO

Na indústria automobilística, a busca por sistemas ou componentes otimizados e melhor desempenho é constante, pois irão reduzir o consumo de combustível e, conseqüentemente, possibilitarão um projeto mais sustentável (HERRMANN, 2018). Estruturas leves são projetadas para atingir a redução de massa, mas sem comprometer o desempenho mecânico. Além disso, esse tipo de estrutura contribuirá para o cumprimento dos requisitos de segurança, como aqueles relacionados aos desafios de resistência a colisões (LI et al., 2021).

Nesse contexto, tubos circulares de paredes finas têm recebido grande atenção, por serem baratos de serem produzidos e simplificarem o projeto de estruturas leves e em absorção de energia (GHASEMI, et al., 2020). Em geral, os tubos circulares metálicos são considerados “produtos prontos para uso”, que são fornecidos em peças compridas. Portanto, para produzir peças dedicadas, essas barras grandes precisam ser cortadas em pequenos pedaços e modificadas em suas extremidades para serem montadas a outros componentes do sistema.

Um bom exemplo de aplicação de tubo na indústria automotiva é o eixo principal usado no sistema de direção. Hoje em essas peças são produzidas em linhas altamente automatizadas que podem, a partir de um tubo longo, cortar pequenas peças, reduzir seu diâmetro, rosquear e produzir ranhuras em suas extremidades. Nesse tipo de máquina, todas as dimensões podem ser controladas automaticamente e todos os processos (conformação e medição) são realizados sem intervenção humana. Além disso, essa máquina pode se comunicar com sistemas de supervisão remota por meio de sensores IoT dedicados (HAGGENMÜLLER et al., 2015). Dessa forma, a manutenção preditiva, a produtividade e o controle de qualidade podem ser realizados de acordo com o paradigma Indústria 4.0.

O monitoramento estatístico do processo (SPM) tem sido amplamente aplicado nas linhas de manufatura. Os conhecidos gráficos de Shewhart, por exemplo, fornecem informações suficientes para que o operador decida quando tomar ações corretivas para manter os processos sob controle (TRAN et al.,

2021; JONES-FARMER, 2014). No entanto, se o usuário precisar detectar pequenas mudanças, o método de Shewhart não é apropriado. Esta limitação foi reconhecida pelos estatísticos há muito tempo e vários métodos foram propostos para resolvê-la, ver, por exemplo, PAGE (1954), (ROBERTS, 1959), LUCAS (1982), LUCAS AND SACCUCCI (1990). A detecção de pequenas mudanças é necessária para antecipar a produção de peças não conformes. Hoje em dia, uma necessidade semelhante foi identificada no campo de aprendizagem não supervisionada de grandes massas de dados. Nesse assunto, os pesquisadores denominaram os chamados problemas de “mudanças de conceito” e vários métodos podem ser encontrados na literatura(GAMA et al., 2014).

1.1. PROBLEMA

A modificação das extremidades de tubos é, atualmente, realizada por processos de conformação encadeados em linhas completamente automatizadas. Esse tipo de arranjo produtivo demanda que o controle da qualidade também deva ser realizado com pequena, ou nenhuma, participação humana e que os problemas sejam antecipados, ao invés de serem detectados como fato consumado, isto é, na forma de refugos.

Tradicionalmente, as cartas de controle, como por exemplo a carta de Shewhart (1931) são os métodos apropriados e largamente utilizados na indústria, para o monitoramento da qualidade em linhas de produção. Entretanto, essas cartas são eficazes na determinação de grandes variações, mas pouco efetivas para a detecção de pequenas mudanças.

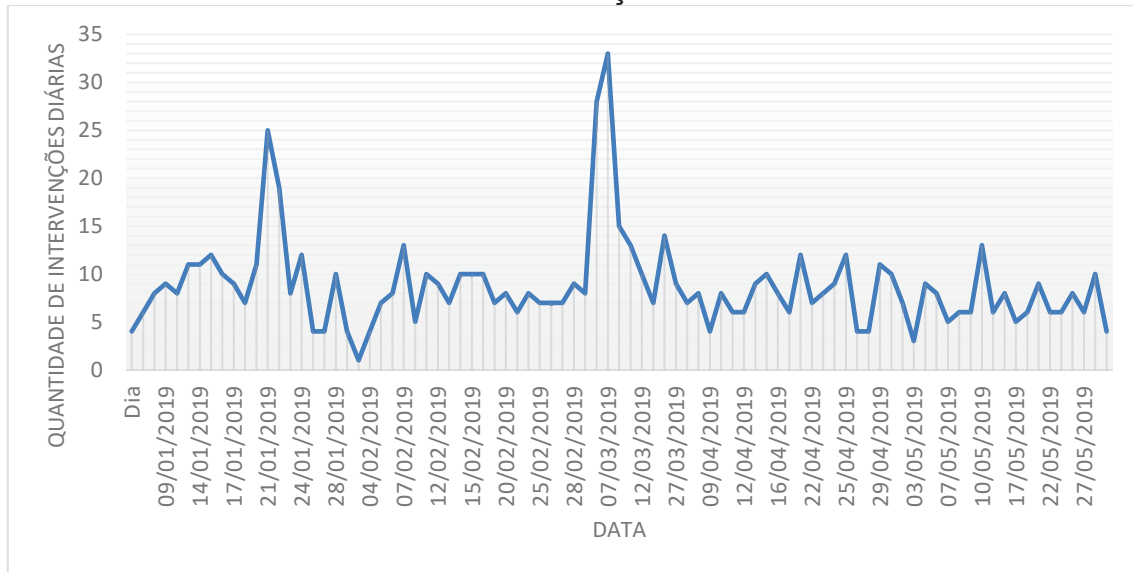
Paradas não programadas em uma linha de produção impactam significativamente no custo e no tempo de fabricação, além, obviamente, do custo da não qualidade dos produtos fabricados. Diante disso, a detecção de pequenas mudanças pode revelar problemas na linha e gerar subsídios para a sua correção de forma antecipada.

Entretanto, devido ao grande volume de dados que podem ser adquiridos em intervalos relativamente curtos, a detecção de pequenas mudanças é difícil, ou mesmo impossível, de ser realizada pela supervisão humana.

Diante disso, torna-se necessário o desenvolvimento de sistemas de apoio à decisão, baseados em técnicas estatísticas mais robustas, que possam ser empregados no controle de qualidade de linhas de produção, com o propósito de reduzir o número de paradas da linha, como também a quantidade de peças refugadas.

A título de ilustração do problema aqui delineado, o gráfico apresentado na FIGURA 1 revela a quantidade de intervenções (número de parâmetros alterados) na linha de produção objeto de estudo deste trabalho. Todas essas intervenções foram realizadas por meio de uma carta de controle, com análise manual, após a geração de peças não conformes (refugos).

FIGURA 1 - INTERVENÇÕES POR DIA



FONTE: O Autor (2021).

2. OBJETIVO

Avaliar técnicas estatísticas, apropriadas ao desenvolvimento de um sistema de apoio à decisão, para a detecção de pequenas mudanças de qualidade em linhas de manufatura discreta completamente automatizadas.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta seção serão apresentados, de forma resumida, os processos de conformação empregados para a modificação de extremidades de tubos; métodos estatísticos para a detecção de pequenas mudanças; e sobre o desenvolvimento de sistemas de apoio à decisão voltados ao contexto da Indústria 4.0.

3.1. CONFORMAÇÃO A FRIO EM EXTREMIDADES DE TUBOS

Peças tubulares são amplamente aplicadas na indústria. Existem vários processos mecânicos, ou uma combinação deles, usados para produzir tubos. Dependendo das dimensões, do diâmetro e dos materiais; os tubos metálicos são fabricados basicamente por conformação (extrusão ou laminação). Pelo processo de extrusão é possível fabricar os denominados “tubos sem costura”. Por outro lado, a laminação exige a aplicação subsequente de processos de soldagem, produzindo-se assim os “tubos com costura” (HASHMI, 2006). Tubos também podem ser fabricado por fundição, por uma técnica denominada fundição centrífuga (DEGARMO, 1997).

Os tubos são comercializados na forma de barras inteiras, que, frequentemente, são cortadas no tamanho desejado. As extremidades do tubo podem ser usinadas ou conformadas para fins de montagem. Podem ser usinados roscas, ranhuras, chanfros ou reduções de diâmetro. Porém, os processos de conformação são mais produtivos para realizar tais operações (PALE et al. 1992). Hoje em dia, linhas de produção automatizadas são com elevada produtividade.

As modificações na extremidade do tubo podem ser executadas por vários métodos de conformação a frio. A técnica de hidroconformação, por exemplo, é uma alternativa recente e muito econômica para produzir seções transversais complexas e assimétricas em diversos materiais, como alumínio, aços carbono e aços inoxidáveis. Suas limitações incluem um maior investimento de capital inicial para impressão e maior tempo de ciclo, quando comparado com outros processos conformação a frio (LEE et al., 2007)

O forjamento rotativo (do inglês *swaging*) é um processo de conformação, geralmente a frio, aplicado à redução da seção transversal de barras e tubos feitos de materiais metálicos conformáveis. Ele consiste em uma matriz dividida dedicada (duas ou mais) feita de aço ferramenta endurecido, mas sem um mandril. Nessa configuração, a seção transversal é reduzida pelo movimento radial e oscilante das matrizes (RAUSCHNABEL et al., 1992). Se for usado um mandril, as superfícies internas podem ser calibradas ou mesmo geradas com uma seção transversal regular, como engrenagens, ranhuras ou soquetes.

Para extremidades de tubos circulares mais simples, o método de expansão / redução a frio pode ser aplicado de forma satisfatória. Esse processo consiste em pressionar a extremidade do tubo com um conjunto dedicado de matrizes (AMBORN et al., 1997). Recursos complementares, incluindo ranhuras e rosqueamento, podem ser produzidos por laminação a frio. Um bom exemplo da aplicação deste conjunto de processos encontra-se na produção de colunas de direção utilizado em sistema de direção automotiva (KIM et al., 2007).

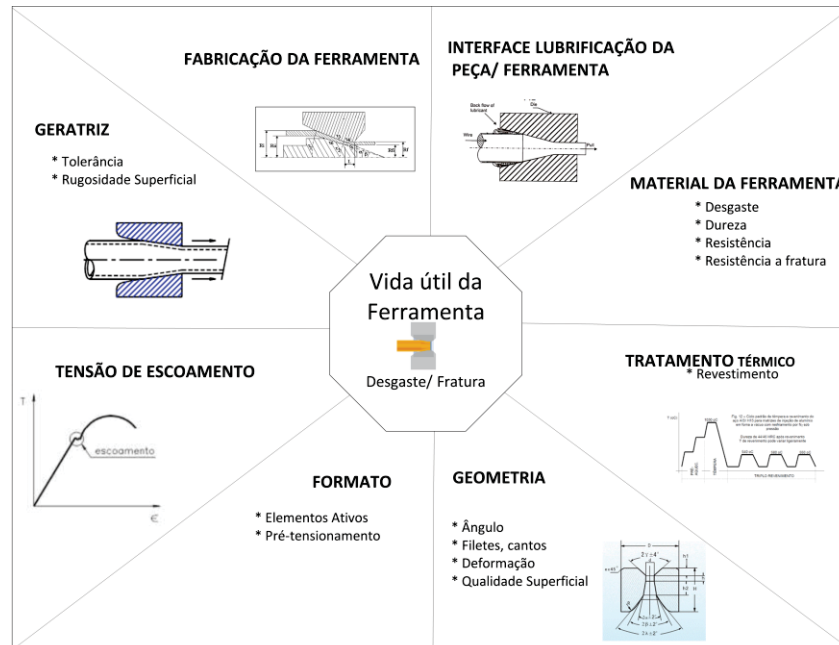
Atualmente, os eixos tubulares de entrada são fabricados em linhas de produção automatizadas. Para garantir a ótima qualidade do produto, alguns atributos, como tensão residual, formação de rugas, rugosidade da superfície, arredondamento e desvios dimensionais devem ser controlados. As primeiras quatro características podem ser avaliadas com base em uma amostra no final da cadeia de produção. Por outro lado, os desvios dimensionais devem ser monitorados com inspeção de cem por cento. Isso pode ser feito realizando medições de processo com base em um medidor dedicado e um painel de gráfico de controle.

Para a garantia de qualidade do produto final os meios de transformação do produto e ferramentais também devem ser dimensionados corretamente e controlados. De acordo com Cser et al. (1993, p. 223), FIGURA 2, a vida útil da ferramenta de conformação a frio também é um fator influente na qualidade do produto final. Esta é afetada por diversas variáveis e diferem de um caso para outro, sendo equivalente aos principais fatores que influenciam de forma significativa o processo como um todo da conformação a:

- Lubrificação;
- Temperatura da matriz;

- Temperatura da geratriz, ou de trabalho;
- Velocidade de conformação.

FIGURA 2 - FATORES DE INFLUÊNCIA NA VIDA DE MATRIZES.



FONTE: Adaptado de Cser et al. (1993, p. 223).

Grobaski (2004) estudou a relação destes parâmetros com o desgaste nas matrizes e suas influências no processo de conformação. Dentre os parâmetros estudados, a temperatura de forjamento da geratriz e as combinações entre atrito, temperatura de matriz e velocidade de forjamento são os efeitos mais influentes no processo.

Mas com estas influências diretas controladas, e dentro de uma variabilidade aceitável, o processo tende a ser estável, resultando em uma qualidade em conformidade com as especificações de projeto. Dessa forma, o uso de gráficos de controle de processo ou sistema de apoio à decisão, permitem que o operador, ajuste (ou pare) os processos para evitar a produção de peças não conformes quando a característica medida estiver fora dos limites de controle. No entanto, o gráfico de controle por si só não é suficiente para identificar pequenas mudanças na média dos processos (WOODALL et al., 2014). Para enfrentar este problema, na seção seguinte, técnicas especiais de estatística e mudança de conceito serão resumidas.

3.2. DETEÇÃO DE MUDANÇAS DE PROCESSO

No campo da manufatura discreta, o monitoramento estatístico do processo (SPM) consiste em um conjunto de métodos desenvolvidos para auxiliar a engenharia a produzir apenas peças aceitáveis. Em geral, o SPM é realizado em duas fases. Na primeira (Fase I), o desempenho do processo é avaliado em relação ao nível de qualidade especificado no estágio de projeto. O processo é ajustado para funcionar em uma variação aceitável e sua capacidade é avaliada. No segundo momento (FASE II), as mudanças de processos (ou processo fora de controle) são monitoradas de acordo com os limites de capacidade estabelecidos na Fase I (JONES-FARMER, 2014.).

O gráfico de controle de Shewhart é considerado um método padrão para a realização de um SPM. Quando aplicado na Fase I, consiste em dividir a variável de controle em subgrupos racionais em uma análise retrospectiva. Essas informações coletadas auxiliam a engenharia a estabelecer os limites de controle nos quais os processos devem ser considerados como “sob controle”. Depois disso, a média do processo (μ) e a variância (σ^2) são estimadas. Os limites de controle superior (UCL) e inferior (LCL) podem ser determinados por uma abordagem chamada limites de controle de três sigma, que considerou que os valores médios da amostra (\bar{X}), como um estimador de μ e σ como um estimador do padrão desvio dos valores médios da amostra. Portanto, os limites são calculados conforme mostrado nas equações 1 e 2 (MONTGOMERY et al., 2010.)

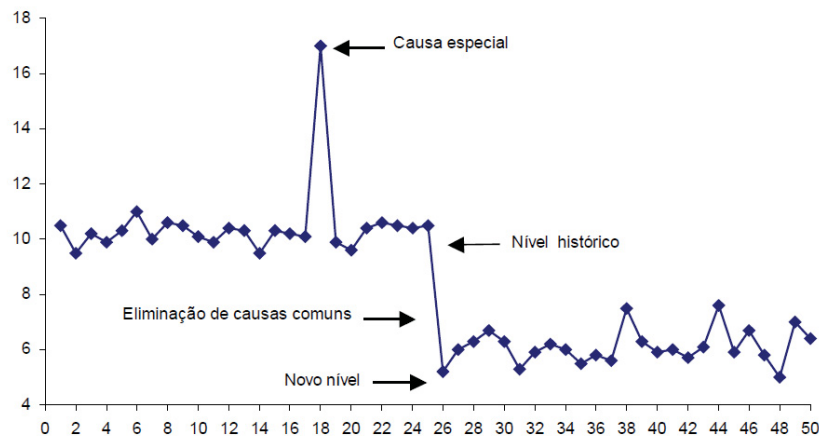
$$UCL = \bar{X} + 3\sigma \quad (1)$$

$$LCL = \bar{X} - 3\sigma \quad (2)$$

Os gráficos construídos com essa estratégia são chamados de gráficos de controle \bar{X} , e podem ser aplicados na Fase II para monitorar o comportamento do processo. Se um valor medido estiver fora dos limites de controle, um alarme pode ser gerado indicando que o processo está “fora de controle”. Como a análise é realizada em uma base individual, grandes mudanças são detectadas instantaneamente, mas as pequenas são identificadas lentamente [PAGE, 1954]. Esta desvantagem do gráfico de Shewhart foi amplamente reconhecida

na literatura científica, consulte, por exemplo, Meiri et al., 2017, Tran et al., 2019. Assim também com variabilidade por causas especiais ou assinaláveis em geral representam níveis inaceitáveis de desempenho do processo, como pode-se analisar FIGURA 3.

FIGURA 3 - EXEMPLO DE RESULTADOS DE MEDIÇÕES



FONTE: MONTGOMERY et al., adaptador pelo autor (2010).

Para enfrentar essas limitações, alguns gráficos alternativos foram propostos e os mais aplicados são a soma cumulativa (CUSUM, do inglês Cumulative Sum) (PAGE, 1954) e a média móvel exponencialmente ponderada (EWMA, do inglês Exponentially weighted moving average) (ROBERTS, 1959). Os limites de controle das cartas CUSUM e EWMA são definidos de acordo com as equações de 3 a 5 e 6 a 8, respectivamente (MONTGOMERY et al., 2010).

$$C_i^+ = \max[0, x_i - (\mu_0 + K) + C_{i-1}^+] \quad (3)$$

$$C_i^- = \max[0, (\mu_0 + K) - x_i + C_{i-1}^-] \quad (4)$$

$$K = \frac{|\mu_0 - \mu_1|}{2} \quad (5)$$

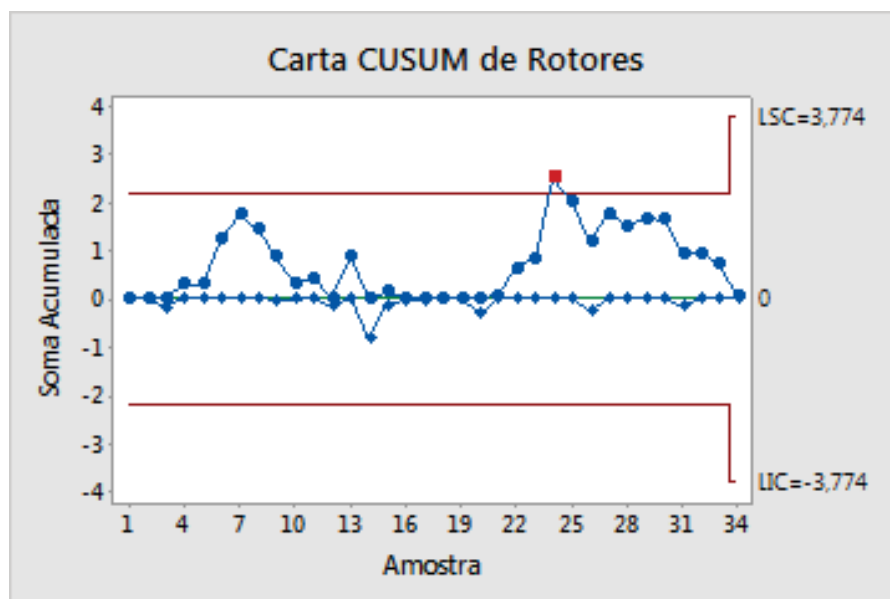
$$Z_i = \lambda x_i + (1 - \lambda)Z_{i-1} \quad (6)$$

$$UCL = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda} [1 - (1-\lambda)^{2i}]} \quad (7)$$

$$LCL = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda} [1 - (1-\lambda)^{2i}]} \quad (8)$$

No método CUSUM, exemplo na FIGURA 4, o resultado superior (C_i^+) e inferior (C_i^-) são as somas cumulativas unilaterais. Um valor de referência (tolerância) (K) é definido pelo usuário, mas regularmente é calculado como a metade da diferença entre os valores alvo (μ_0) e fora de controle (μ_1). Uma mudança de processo será detectada quando (C_i^+) ou (C_i^-) ultrapassar o intervalo de decisão (H), que deve ser escolhido a priori como um múltiplo do desvio padrão do processo.

FIGURA 4 - EXEMPLO DE CUSUM

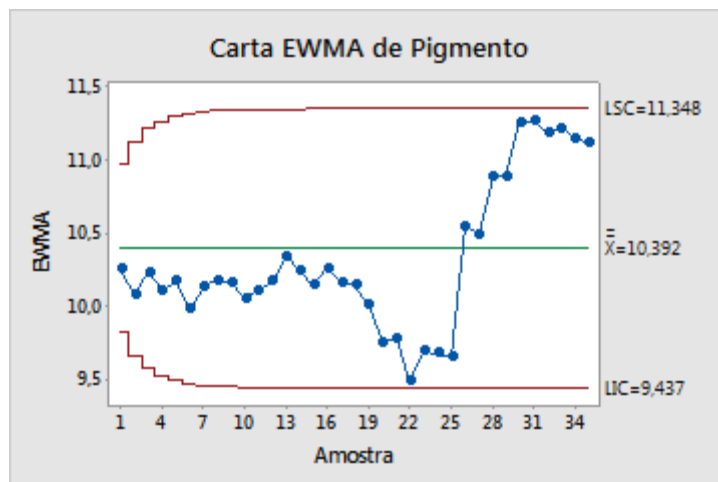


Fonte: Minitab®, acessado em 2021.

Para o EWMA, exemplo na FIGURA 5, o valor λ quantifica a quantidade de dados mais antigos que afetam o cálculo EWMA (Z_i). As larguras dos limites de controle (UCL e LCL) para o i -ésimo valor medido são determinadas pelo valor L . No processamento de observações individuais, o desempenho dos métodos CUSUM e EWMA são equivalentes para a detecção de pequenas

mudanças (MONTGOMERY et al., 2010). No entanto, o gráfico EWMA é menos dependente da restrição de normalidade em comparação com suas contrapartes (Shewhart e CUSUM), tal como observado por Vera Do Carmo et al. (2004) e Simões et al. (2010).

FIGURA 5 - EXEMPLO DE EWMA



Fonte: Minitab®, acessado em 2021;

Na aplicação prática, os desempenhos dos gráficos são dependentes do contexto, consequentemente modificações dos gráficos CUSUM e EWMA têm sido propostas na literatura atual. A combinação dos gráficos CUSUM e Shewhart, por exemplo, foi proposta por Lucas (1982) e a combinação do EWMA e Shewhart foi proposta por Lucas E Saccucci (1990). O objetivo dessas associações é obter detecções rápidas de pequenas alterações sem perder a capacidade de detectar grandes alterações.

Os gráficos acima mencionados são denominados gráficos paramétricos, pois são construídos a partir de uma suposição de distribuição sublinhada conhecida. No entanto, como os valores medidos se afastam da distribuição normal padrão, a robustez da abordagem paramétrica pode ser seriamente comprometida. Para enfrentar essa desvantagem, alguns gráficos não paramétricos (ou sem distribuição) foram propostos, conforme revisado por Chakraborti E Graham (2019) E Capizzi (2015). Não obstante, Montgomery (MONTGOMERY et al., 2010) observou que a carta EWMA pode ser considerada um procedimento não paramétrico.

As técnicas de monitoramento estatístico de processos têm evoluído nas últimas décadas com o melhor entendimento e disseminação da análise multivariada (AM). De acordo com Fan et al. (2020) no atual cenário de manufatura, em grande parte influenciado pelos dispositivos IoT e pela capacidade de big data, a AM é, atualmente, mais do que justificada. Nesse sentido, os gráficos tradicionais (Shewhart, CUSUM, EWMA) baseados na metodologia univariada ganharam novas versões para se adequarem à necessidade de realizar a avaliação de processos e / ou variáveis de qualidade do produto em uma abordagem simultânea.

Métodos de MA têm sido aplicados a conjuntos de dados reais (RENCHEER, 2005). A seleção de variáveis é um ponto a ser considerado nesta análise e um grande desafio, estas devem ser relevante ao problema e condicionadas a situação “mínimo-ótima” em sua escolha (NILSSON, 2007). Considerada a condição, vários algoritmos têm sido desenvolvidos para identificar um conjunto mínimo de variáveis mais informativas (RUDNICKI et al., 2015), devido ao elevado número de variáveis que têm influência no processo, a seleção das variáveis de análise é uma parte fundamental relacionada à questão de pesquisa.

Pesquisas por algoritmos robustos que melhorem o desempenho na seleção de variáveis, minimizem o sobre ajuste e reduzam os falsos positivos em análises multivariadas estão em constante desenvolvimento para o aumento do sucesso da AM. Exemplos podem ser encontrados em Kurska e Rudnicki (2010), Genuer et Al. (2015), Lin Shi et al. (2019).

Alguns métodos multivariados são generalizações de um método univariado. A avaliação de questões importantes, como a robustez do método na detecção de dados espúrios (*outliers*) ou se violações de suposições subjacentes estão sendo tratadas, torna possível a utilização da análise univariada (RENCHEER, 2005). Apesar das publicações sobre métodos de análise univariada serem de mais longa data, eles ainda se mantem atuais e são adequados para detecção de pequenas mudanças (OGUNNIRAN et al., 2021).

Apesar da significativa melhoria no monitoramento da qualidade trazida pelas análises estatísticas de processos, a detecção de pequenas mudanças (abruptas ou graduais) continua uma questão em aberto e é fundamental para o

desenvolvimento de sistemas de decisão autônomos que visem a antecipação da geração de refugos em uma linha de manufatura.

A detecção de pequenas mudanças não é um problema específico do monitoramento da qualidade. Na área de inteligência artificial, mais especificamente na aprendizagem não supervisionada, esta temática também é recorrente. Este assunto não é importante não apenas como preocupação de SCM, mas é amplamente estudado no campo de aprendizado de máquina, onde os conceitos de interesse dependem de algum contexto oculto. Alterações neste contexto oculto podem induzir mudanças mais ou menos radicais nos conceitos-alvo, produzindo, o que é denominado, na literatura corrente, por mudança de conceito (do inglês *concept drift*) (WIDMER e KUBAT, 1996).

Com o advento da Indústria 4.0 e, mais especificamente, com a necessidade de processamento de grandes volumes de dados (big data), a detecção de mudança de conceito para o desenvolvimento de sistemas inteligentes passou a ser crucial, tal como observado por BAHRI et al., 2021. A FIGURA 6 apresenta, na forma gráfica, quatro formas de ocorrência de mudança de conceito, tal como idealizado por Gama et al., 2014.



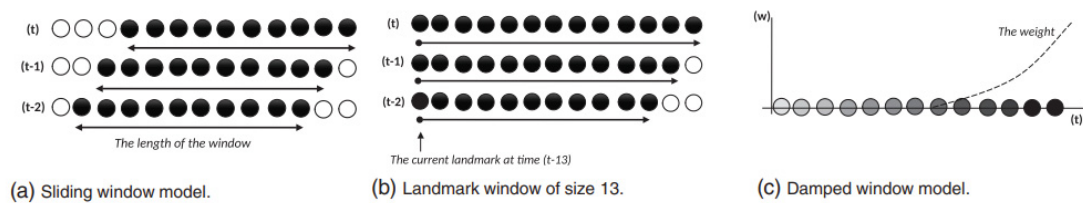
FONTE: Adaptado de GAMA et al. (2014).

Vários métodos para a detecção de mudanças são encontrados na literatura corrente, vide por exemplo Aggarwal (2007), Gama (2012) e De Mello et al., 2019. Dentre esses métodos, o CUSUM e a EWMA têm sido avaliados. Entretanto, para o processamento em tempo real de grande volume de dados, métodos mais robustos se fazem necessários (De Mello et al., 2019).

Alguns desses novos métodos baseiam-se no “modelo da janela deslizante”, onde cada janela deslizante tem tamanho fixo e cada instância é marcada com o tempo, ou seja, as instâncias mais recentes do fluxo são mantidas dentro da janela. Esta janela móvel movimentada-se sobre o fluxo de

dados contínuos extraídos do processo, mantendo o mesmo tamanho, conforme FIGURA 7a (NG e DASH, 2010).

FIGURA 7 - MÉTODOS DE JANELAS MÓVEIS



FONTE: NG e DASH (2010).

Nesta mesma linha, Bifet e Gavalda (2007) propuseram um método denominado por “*ADaptive WINdowing – ADWIN*” como detector de mudança usando janela móvel para detecção. O algoritmo recebe como entradas valores numéricos, sendo cada entrada independentemente no tempo. O ADWIN é composto por uma janela de tamanho fixa com os mais recentes dados de entrada, desta são criadas janelas menores derivadas da principal. Para análise da distribuição de dados são calculados um detector de desvio e um classificador de desempenho das janelas derivadas. Se o desvio calculado é maior que o esperado, significa que uma mudança foi detectada. Com isto as janelas derivadas são atualizadas substituindo os dados mais antigos com dados de entrada mais atualizados, também reiniciando o classificador desempenho das janelas derivadas sempre que uma alteração for detectada para o aprendizado contínuo do algoritmo. (GAMA et al., 2014).

Na área de manufatura, a aplicação de métodos de janelas deslizantes pode ser encontrada nos trabalhos realizados por CHEN et al., 2020 e SAAED et al., 2020.

Os métodos baseados em cartas de controle e aqueles propostos para a detecção de mudanças de conceito podem ser utilizados de forma separada ou em conjunto para a construção de sistemas de suporte à decisão. Assunto este que será tratado na próxima seção.

3.3. SISTEMAS DE SUPORTE À DECISÃO NO CONTEXTO DA INDÚSTRIA

4.0

À medida que os computadores e sistemas de informação começaram a ser introduzidos nas atividades de manufatura, o desenvolvimento de sistemas de suporte à decisão (DSSs) passou a ser considerado. De acordo com Turban et al. (2011), “o termo DSS pode ser usado como um termo guarda-chuva para descrever qualquer sistema informatizado que apoia a tomada de decisão em uma organização”. Os DSSs podem ser vistos como sistemas baseados em computador desenvolvidos para auxiliar os tomadores de decisão a tomarem melhores decisões (EOM e KIM, 2005).

De acordo com Aqel et al. (2019) e Haettenschwiler (2001), os DSSs podem ser classificados em passivo, ativo ou cooperativo. Sendo:

- DSS passivo, sistema de apoio ao processo de tomada de decisão, mas não pode produzir decisões, sugestões ou soluções.
- DSS ativo, pode gerar sugestões de decisão ou soluções.
- DSS cooperativo, permite que o tomador de decisão modifique, complete ou refine as recomendações de decisão fornecidos pelo sistema, antes de enviá-los ao sistema de validação.

A evolução dos DSSs foi impulsionada pelo desenvolvimento de novas tecnologias, como a inteligência artificial e a simulação de eventos discretos (KASIE e WALKER, 2017). No campo de gerenciamento de qualidade, os painéis do gráfico de controle podem ser vistos como um DSS. Com base em uma perspectiva de análise de dados, eles revelam uma mudança no resultado da inspeção de produtos em processos (Zonnenshain E Kenett, 2020).

Outras taxonomias para classificação dos DDSs são encontradas na literatura atual (POWER, 2008 e FELSSBERGER et al. 2016):

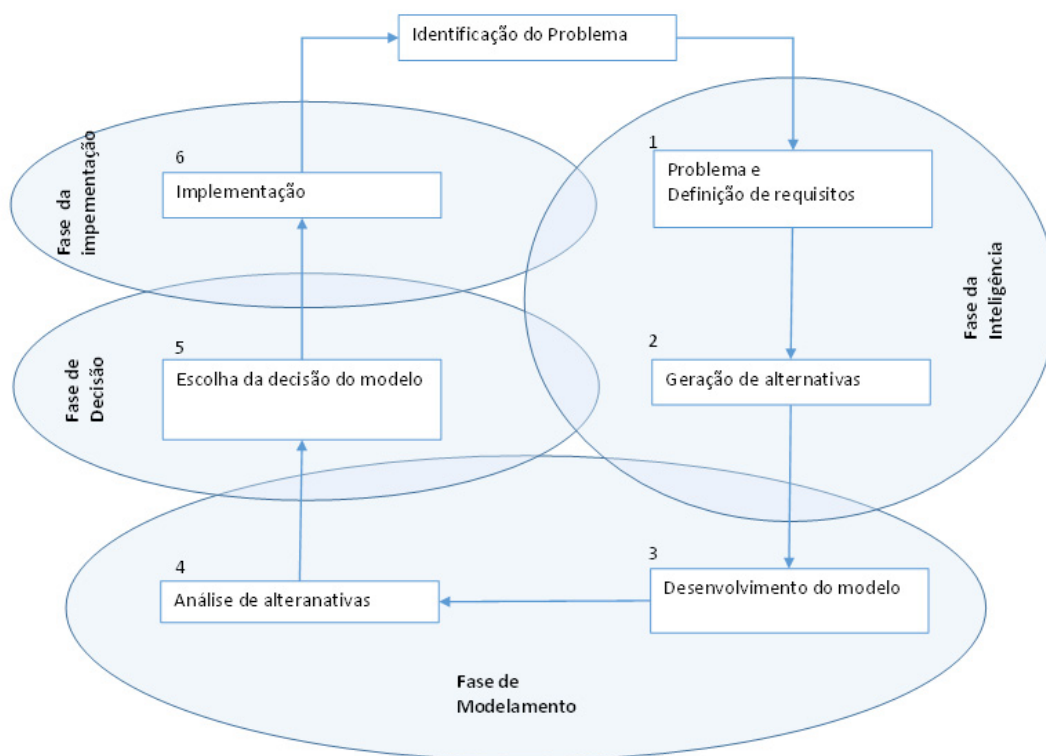
- DSS baseado em modelos;
- DSS baseado em dados;
- DSS baseado em documentação;
- DSS baseado em comunicação;
- DSS baseado em conhecimentos e lições aprendidas.

Entre eles, o tipo orientado por dados refere-se a sistemas de decisão que enfatizam a análise de grandes quantidades de dados estruturados em tempo real, incluindo séries temporais de dados internos e / ou externos à empresa. De acordo com Buschmann et al. (2021) “As abordagens atuais em gestão da qualidade estão mudando progressivamente para abordagens baseadas em dados, tentando usar uma quantidade cada vez maior de dados disponíveis para identificar potenciais de melhoria futura”.

De acordo com Felsberger et al (2016), o processo de tomada de decisão é determinado por meio da identificação de alternativas possíveis para a soluções de um problema futuro. Neste caso, o objetivo não é identificar o maior número possível dessas alternativas, mas sim a aquela que melhor se adapta às metas, objetivos e valores para o tomador de ação.

O modelo do processo de decisão, FIGURA 8, demonstra um processo de múltiplas fases para desenvolvimento do sistema, desde a identificação do problema até a tomada de decisão com o auxílio do DSS (SHIM et al., 2002).

FIGURA 8 - PROCESSO DE TOMADA DE DECISÃO COM DSS



FONTE Shim et al. (2002), adaptado pelo autor

A nova era trazida pela Indústria 4.0 e suas tecnologias facilitadoras, como a aprendizagem de máquina, a Internet industrial das coisas (IIoT) e a computação em nuvem pavimentaram o caminho para o desenvolvimento da manufatura inteligente (KUSIAK et al. 2018). Nesse cenário, um novo tipo de sistema de monitoramento e fiscalização é necessário para proporcionar redução de refugos e minimizar os custos da baixa qualidade (ISMAIL e EL-ASSAL, 2021; PSAROMMATIS e KIRITSI, 2021).

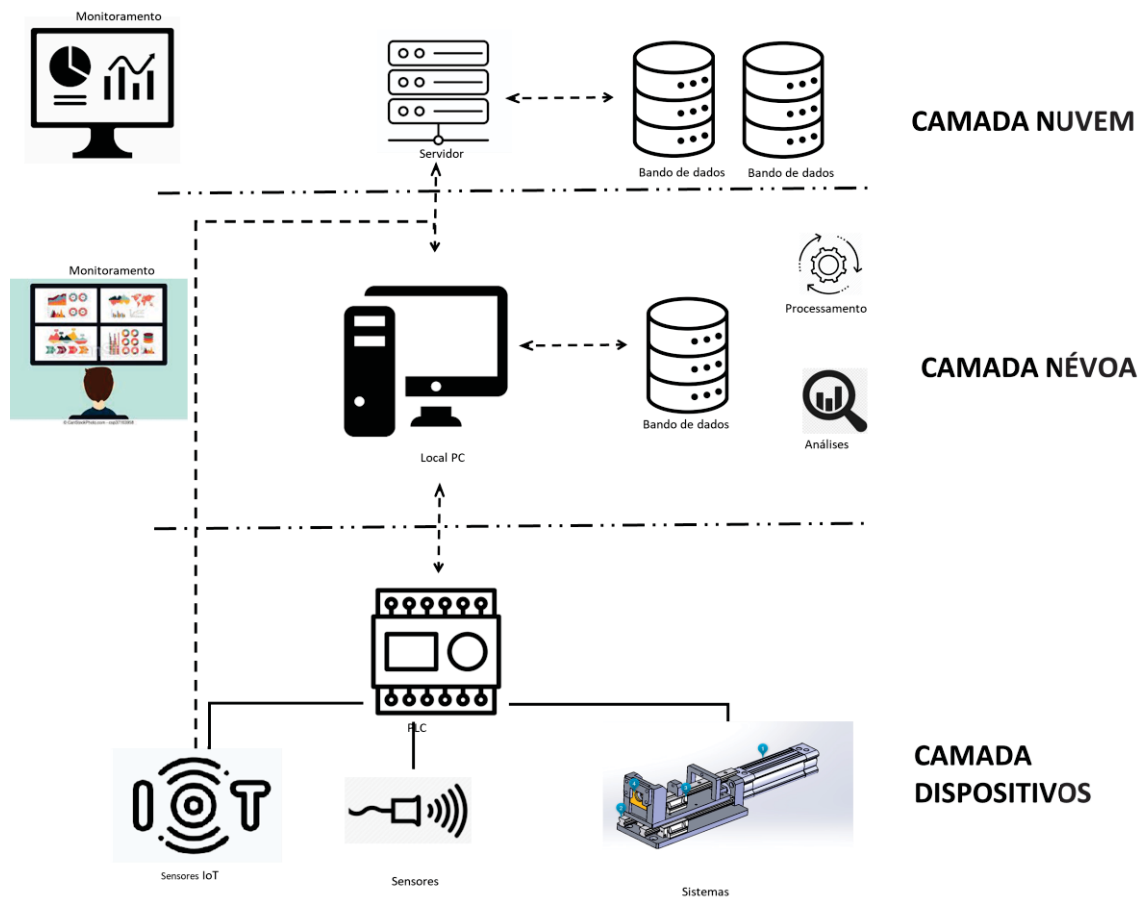
Hoje em dia, os processos de fabricação podem ser monitorados em tempo real por sensores digitais embutidos (IoT ou não IoT) em máquinas, ferramentas e peças de trabalho. Essa miríade de dispositivos de aquisição de dados pode fornecer um enorme fluxo em tempo real (KUSIAK et al. 2018). Portanto, nesse contexto, o desenvolvimento de um DSS torna-se um grande desafio. O processamento em nuvem tem sido reconhecido como uma alternativa para o desenvolvimento de um DSS, pois reduz o impacto do investimento em hardware, uma vez que fornece a computação como serviço (HELO et al., 2019).

No entanto, a computação em nuvem tem algumas desvantagens, como latência, largura de banda e segurança, conformidade e questões regulatórias. Assim, alguns autores, ver, por exemplo O'donovan Et Al., (2019), Kusiak Et Al. (2018), Dizdarević Et Al (2019) E Lin Et Al (2020) propuseram a abordagem de computação de névoa ("fog computing") para lidar com problemas que exigem baixo tempo de resposta, como no caso particular de detecção de mudança de conceito em processos de manufatura. A FIGURA 9 contém uma esquematização baseada em três níveis (camadas) de abstração de acordo com o serviço de processamento de dados no paradigma Industry 4.0. A primeira camada contém os sensores (IoT e não IoT) e está embutida nas linhas de manufatura (*shop floor*). O serviço de névoa reside na segunda camada e consiste em um servidor dedicado com análises de processamento de dados necessárias para monitorar o comportamento dos processos. Está mais perto dos sensores. A terceira camada nas nuvens (*cloud computing*) contém os mesmos serviços fornecidos pela névoa, mas está longe do chão de fábrica.

Uma vez que os serviços em nuvem precisam detectar pequenas mudanças na inspeção de qualidade do produto ainda não estão disponíveis, a

metodologia proposta, consulte a próxima seção, será baseada na alternativa de processamento de névoa.

FIGURA 9 – ESQUEMÁTICO DSS

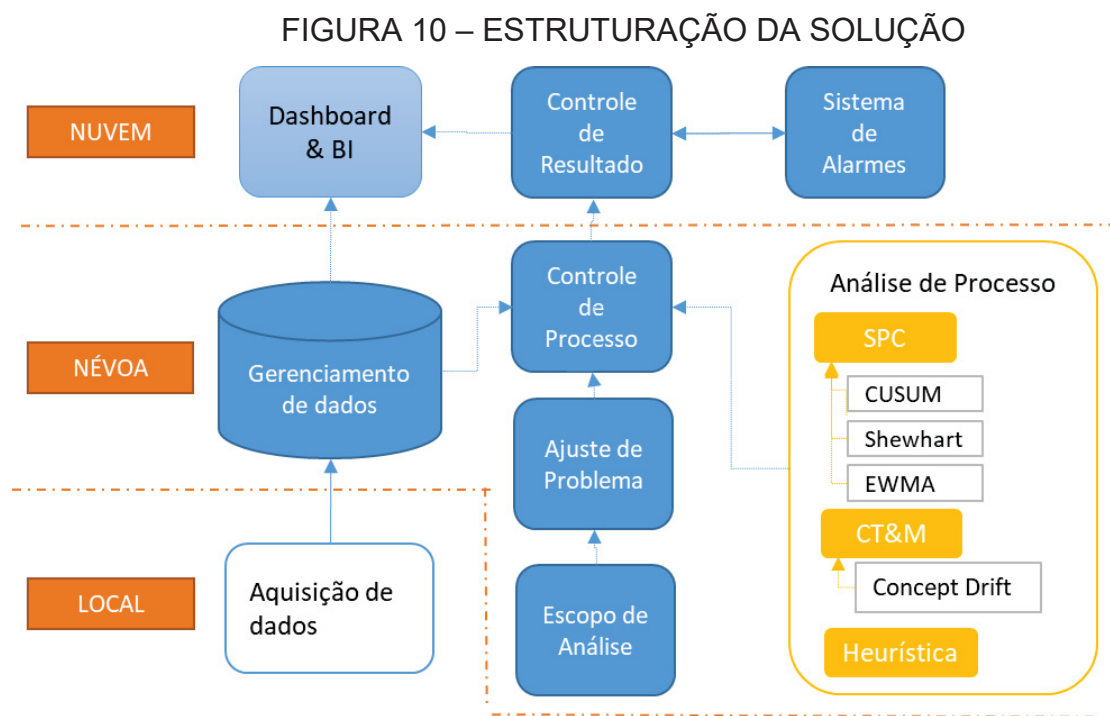


FONTE: O Autor (2021).

4. METODOLOGIA

A metodologia aqui proposta está direcionada às máquinas que realizam transformação de materiais, onde um único mensurando reflita a qualidade do produto em um dado instante da produção, e que pequenas mudanças no seu comportamento possam ser identificadas com o intuito de antecipar a geração de refugos.

A referida metodologia, tal como esquematizado na FIGURA 10, contém três níveis de processamento, sendo o primeiro no local ou chão de fábrica, o segundo em névoa em servidor local e terceiro na nuvem, vide FIGURA 10.



FONTE: O Autor (2021).

No primeiro nível (LOCAL) realizam-se as aquisições de dados do mensurando ao longo do tempo, as quais devem estar em formato digital. Essas aquisições podem ser feitas por transdutores analógicos e, posteriormente digitalizadas. Entretanto, o processo de digitalização e formatação da grandeza medida estão fora do escopo deste trabalho. A restrição imposta aqui é que os valores medidos sejam acompanhados do tempo, no qual a medição foi realizada, e que possam ser transferidos e armazenados em um servidor. Esse

servidor consiste em um computador que, hipoteticamente, poderá monitorar outros processos por meio de uma rede tipo ethernet, compondo assim o segundo nível, denominado aqui por processamento em NÉVOA (do inglês Fog Processing). Neste segundo nível, a detecção de pequenas mudanças pode ser realizada e a decisão referente à parada e/ou correção do processo pode ser tomada e registrada em um servidor externo à empresa. Esse servidor externo, denominado aqui por NUVEM (do inglês Cloud Processing), receberá os registros de alarmes relacionados às detecções de mudanças no processo. Neste terceiro nível, a empresa poderá utilizar o histórico de alarmes para outras análises, com por exemplo a substituição de máquinas, mas que também fogem ao escopo deste trabalho.

O processamento realizado no segundo nível, objeto deste trabalho, é composto, basicamente, pelo banco de dados fabril, os sistemas computacionais, algoritmos para análise estatística do processo, juntamente com a possibilidade de uso de regras heurísticas.

A detecção de mudanças pode ser realizada por meio de um processamento dedicado (software específico) ou por programas estatísticos de cunho geral. Os cálculos são realizados baseados em quatro métodos, sendo CUSUM, Shewhart, EWMA e ADWin. Após parametrizados os métodos, são executadas as rotinas de cálculo a cada novo dado de entrada no sistema da seguinte forma:

- Método Shewhart são utilizadas as equações 1 e 2 , resultando se os dados sem encontram dentro dos limites (UCL e LCL).
- Método CUSUM são utilizadas as equações 3, 4 e 5, resultando se as somas cumulativas unilaterais (superior C_i^+ e inferior C_i^-) estão dentro dos limites de controles estabelecidos pelo parâmetro k e h .
- Método EWMA são utilizadas as equações 6, 7 e 8, resultando se o valor de Z_i , afetado pelo valor de λ , permanece dentro das larguras dos limites de controle (UCL e LCL).
- Método ADWin, implementação computacional do algoritmo de técnica de janelas deslizantes com tamanho fixo W .

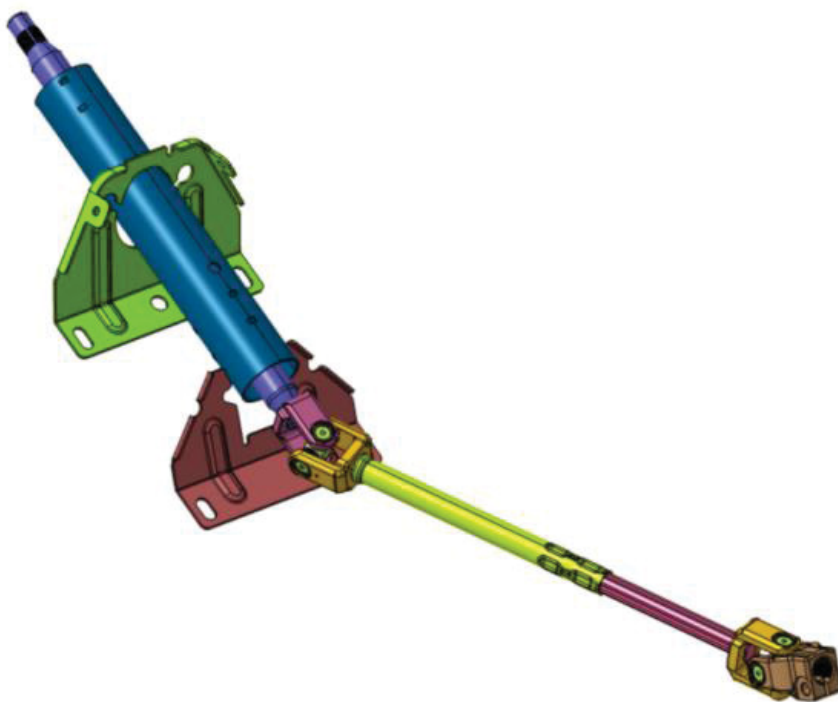
Neste estudo, a verificação da capacidade de detecção de pequenas mudanças foi realizada de forma manual e baseada em dados históricos obtidos em um processo de conformação de extremidade de tubos, tal como detalhado na próxima seção.

5. IMPLEMENTAÇÃO E ESTUDO DE CASO

O produto avaliado neste estudo é o tubo utilizado como eixo principal de um sistema de direção automotiva. A sua manufatura consiste, basicamente, da aplicação de processos de conformação a frio para modificação de suas extremidades. Ele é um componente diferenciado empregado na composição da coluna de direção, pois é responsável pela transferência da força exercida pelo motorista para o sistema de direção. Ele é considerado um componente crítico da coluna de direção.

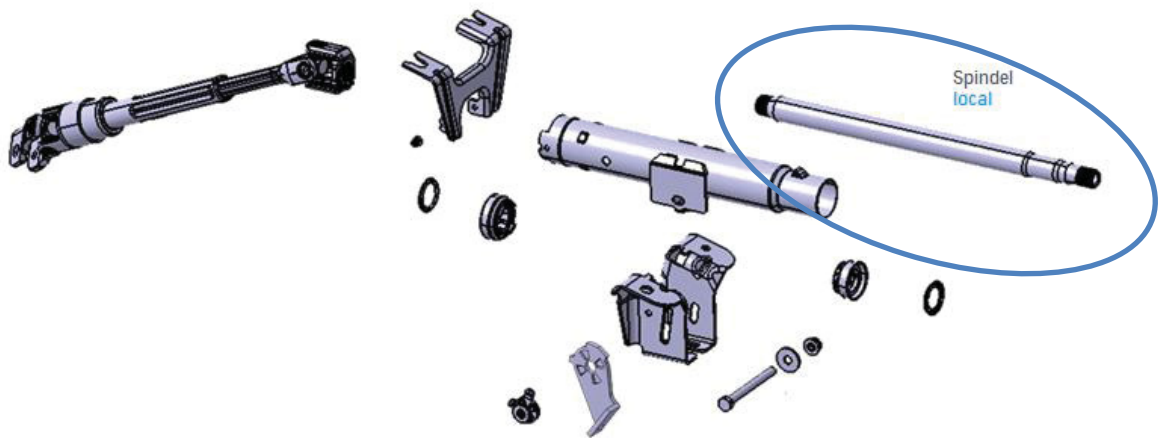
A coluna de direção é composta por vários subprodutos, conforme FIGURA 11. Na versão explodia do desenho, FIGURA 12, pode ser ver a aplicação do tubo (spindel) resultante da conformação a frio e sua composição no produto final.

FIGURA 11 – COLUNA DE DIREÇÃO



FONTE: O Autor (2021).

FIGURA 12 – COLUNA DE DIREÇÃO EXPLODIDA



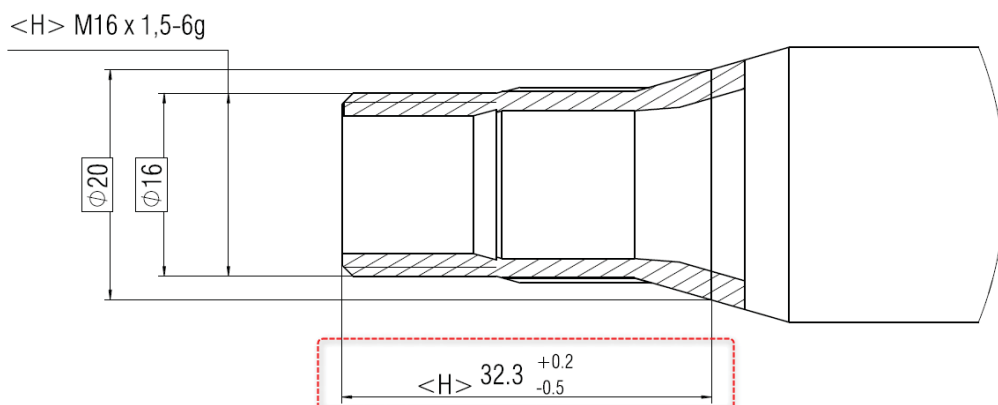
FONTE: O Autor (2021).

Os dados utilizados neste estudo foram adquiridos como parte de um grande conjunto de dados referentes à manufatura da peça em questão, gerados diariamente e por vários dias.

5.1. INTEGRAÇÃO NO PROCESSO ATUAL

A qualidade do eixo aqui estudado foi reduzido, por uma questão de escopo, ao monitoramento de uma única dimensão, tal como indicado na FIGURA 13, o que corresponde à cota de $32,3 +0.2 -0.5\text{mm}$, determinada na região cônica do tubo sobre um diâmetro $\varnothing 20\text{mm}$.

FIGURA 13 – COTA DO PRODUTO EM ESTUDO



FONTE: O Autor (2021).

5.2. MATÉRIA PRIMA

O material que é utilizado para a confecção final do eixo para a coluna de direção contém as seguintes especificações

Característica	Medida/Observação
Forma	Cilíndrica/tubo
Comprimento	365,1 ±0,25mm
Diâmetro externo/interno	24 ±0,2mm / 19 ±0,2mm
Material	DIN EN 10305-1 – E235 + SR

FONTE: O Autor (2021).

Os tubos são fornecidos na forma de barras compridas (6,0m) produzidos por laminação e soldagem, denominados, portanto, por “tubos com costura”, cuja composição química está resumida no QUADRO 2.

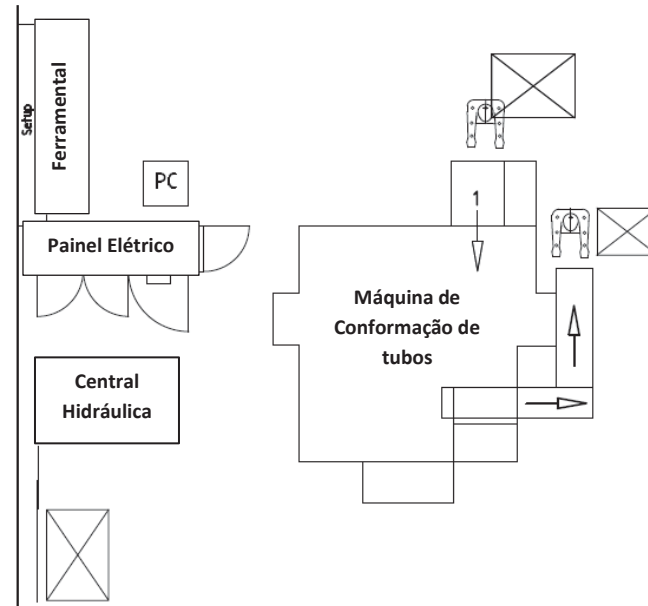
Grau do aço		Composição química (%)					
Nome	Número	C (máx.)	Si (máx.)	Mn (máx.)	P (máx.)	S (máx.)	Al (mín.)
E235	10.308	0,17	0,35	1,2	0,025	0,025	–

FONTE: O Autor (2021).

5.3. MÁQUINA E LEIAUTE

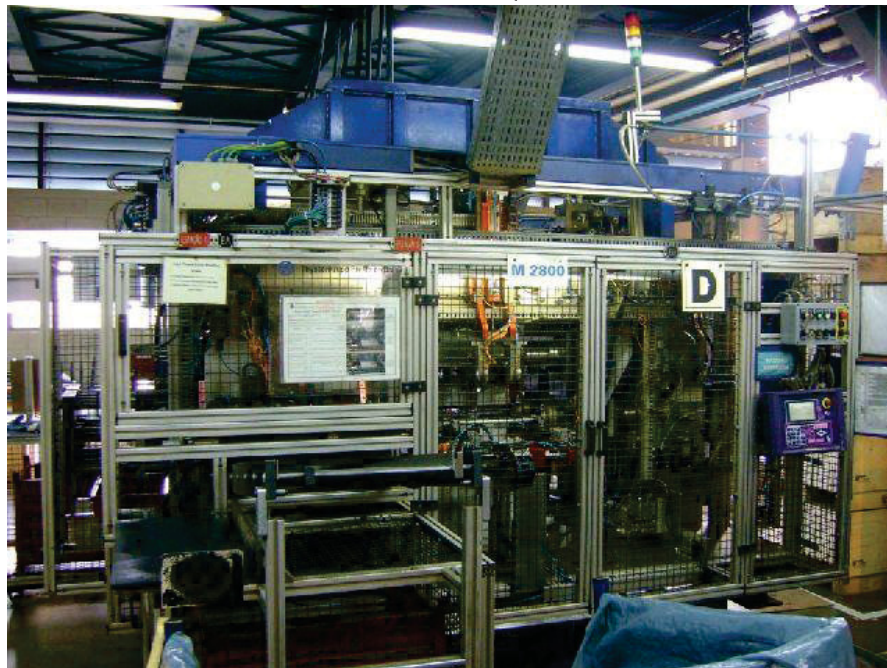
A linha de conformação é composta por controladores automáticos, sistemas de transporte, meios de conformação por cilindros hidráulicos, sistemas de segurança, enclausuramento de segurança, sistemas automáticos de controle de qualidade e instrumentações diversas, tal como esquematizado na FIGURA 14 e mostrada na FIGURA 15.

FIGURA 14 – VISTA ESQUEMÁTICA DA MÁQUINA



FONTE: O Autor (2021).

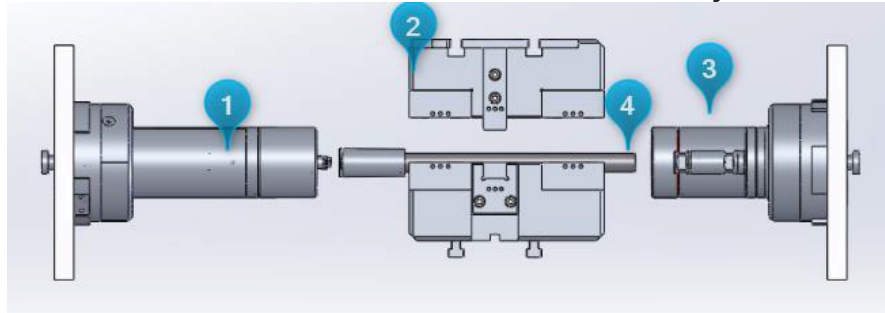
FIGURA 15 – MÁQUINA



FONTE: O Autor (2021).

Na FIGURA 16, é apresentado de forma simples o funcionamento interno do processo de conformação dentro da máquina. Onde os itens 1 e 3 são cilindros hidráulicos com matrizes de conformação na ponta, o item 2 é o bloco de suporte do tubo durante conformação e 4 o tubo a ser conformado a frio.

FIGURA 16 – PROCESSO DE CONFORMAÇÃO



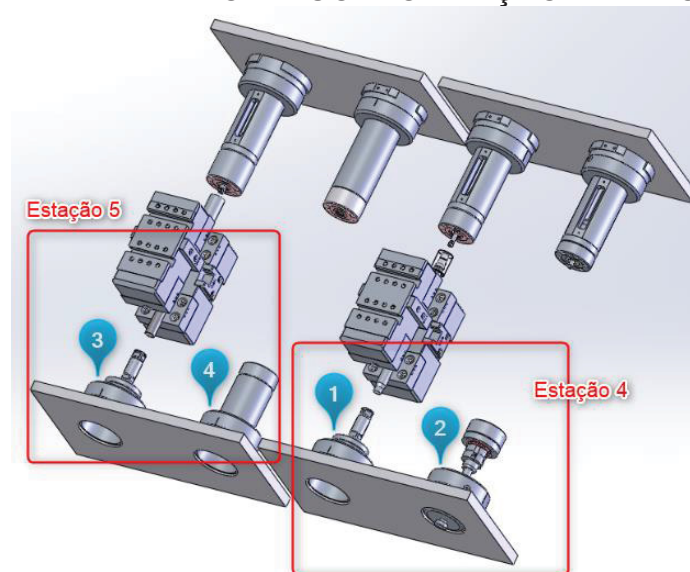
FONTE: O Autor (2021).

5.4. FLUXO DO PROCESSO DE MANUFATURA

A fabricação do produto é composta por processos de conformação a frio realizado por etapas, onde a conformação é realizada por cilindros hidráulicos dotados de matrizes em sua extremidade e o tubo é suportado por um bloco, para evitar escorregamento e variações. Entre as estações o tubo é transportado por uma esteira.

Na FIGURA 17 é exposta de forma explicativa o processo de conformação e suas estações. Nestas estações são realizadas duas conformações, indicadas por 1 e 2, 3 e 4, as quais são realizadas respectivamente nas estações 4 e 5 da máquina.

FIGURA 17 – DESENHO DA CONFORMAÇÃO EM MÁQUINA

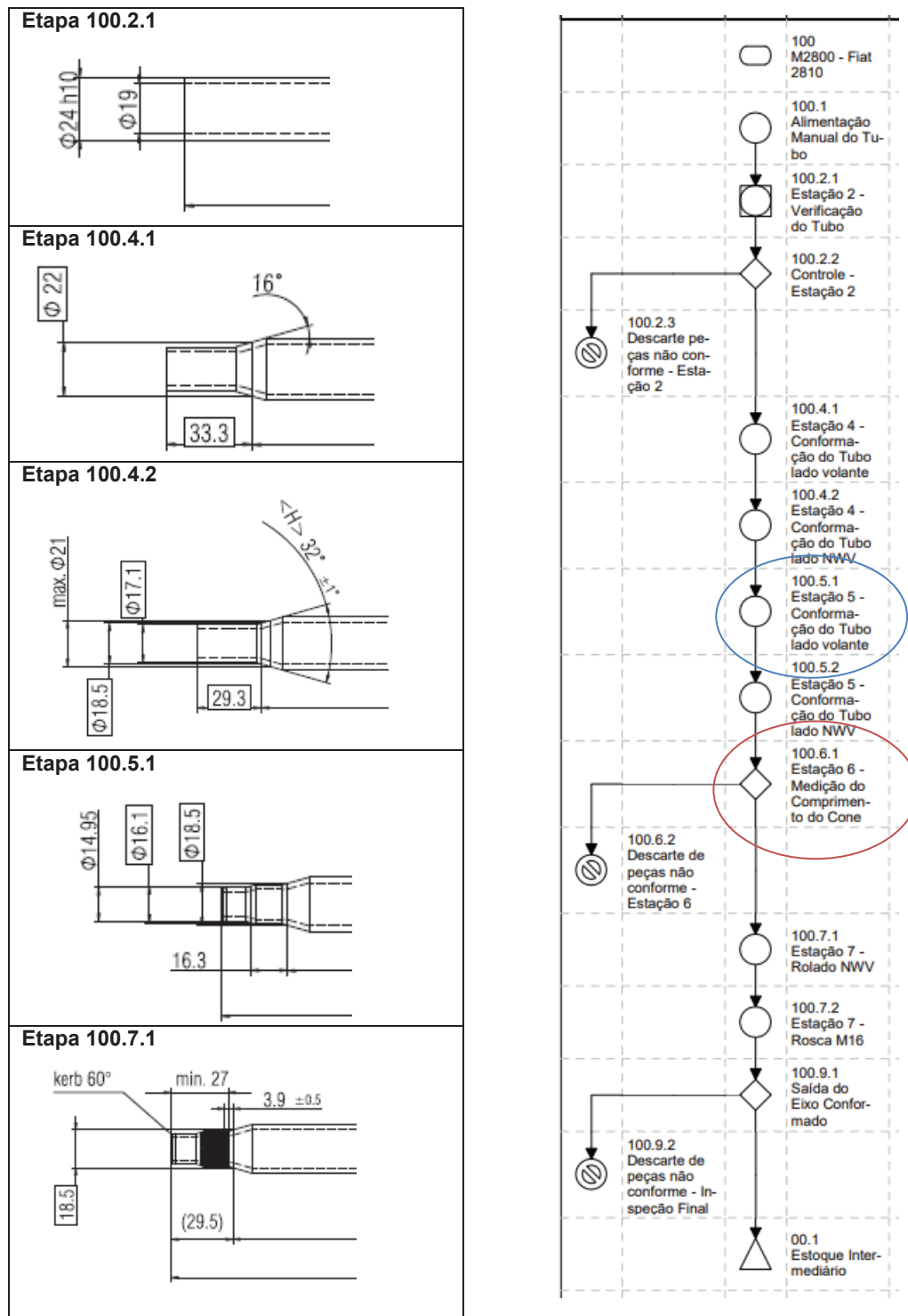


FONTE: O Autor (2021).

5.5. FLUXOGRAMAS, DESCRITIVO E DIAGRAMA DE CONFORMAÇÃO

O processo abordado neste estudo é realizado de acordo com fluxograma de processo no estágio 100.5.1 e controle em 100.6.1

QUADRO 3 – DIAGRAMA E FLUXOGRAMA
SAÍDA DO PROCESSO FLUXOGRAMA

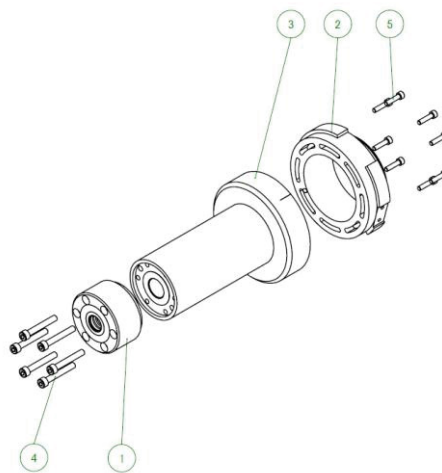


5.6. FERRAMENTAL DO PROCESSO

5.6.1. Matriz de conformação

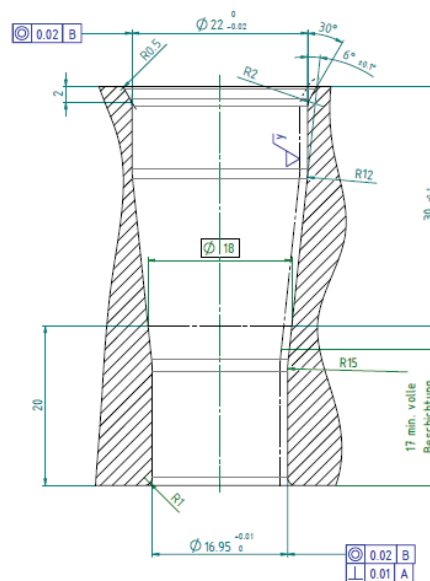
A matriz de conformação é o componente (item 1 na FIGURA 24) responsável por realizar a deformação plástica da extremidade do tubo de acordo os requisitos do processo. Ela é uma unidade intercambiável e é montada no cilindro hidráulico por meio de um adaptador (item 3 na FIGURA 24). As dimensões dessa matriz estão definidas no desenho da FIGURA 25.

FIGURA 18 – VISÃO EXPLODIDA DA MATRIZ



FONTE: O Autor (2021).

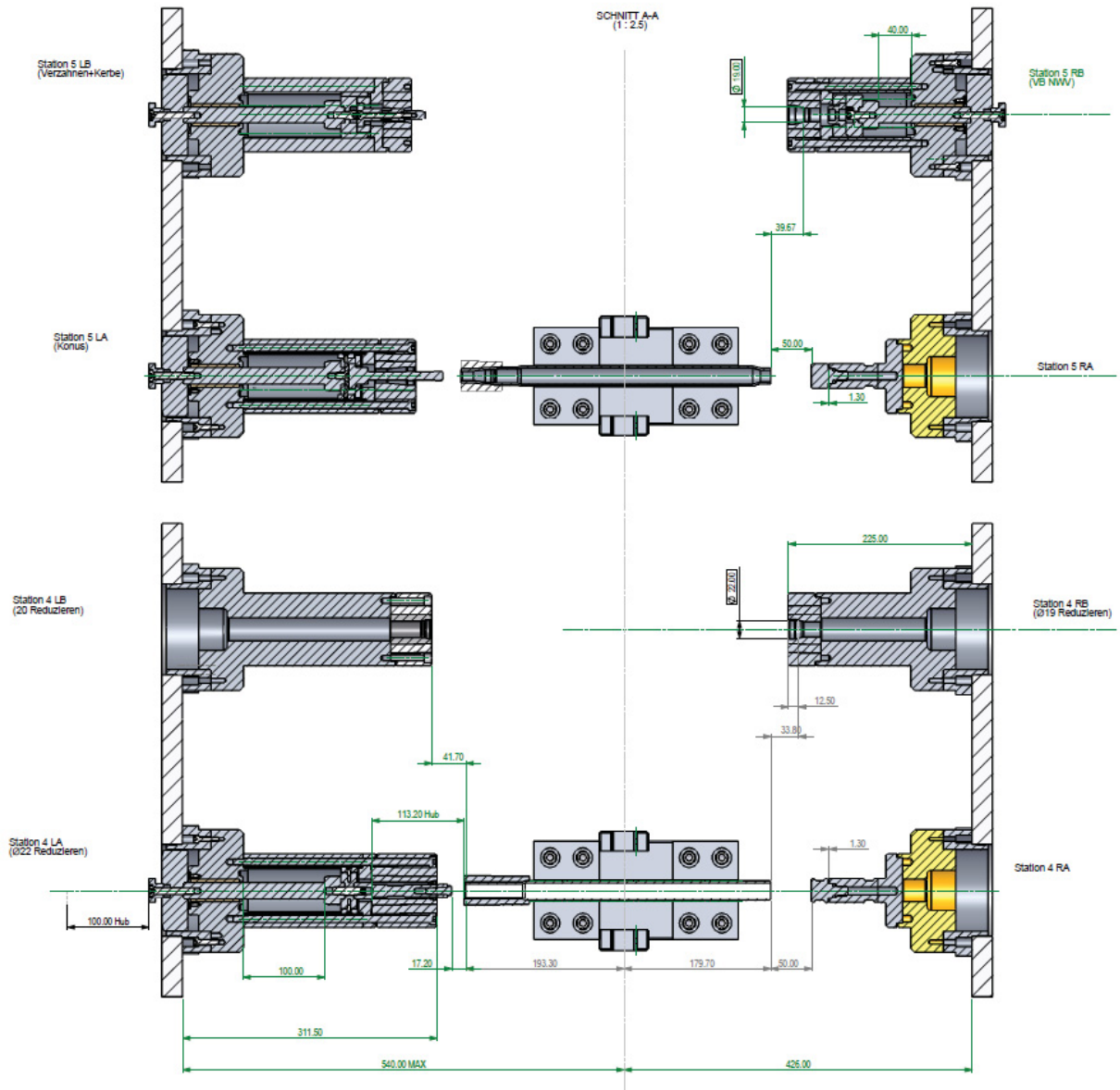
FIGURA 19 – DIMENSÕES DA MATRIZ DE CONFORMAÇÃO



FONTE: O Autor (2021).

Para todas as demais etapas, estações 4 e 5, são realizados processo similares, conforme apresentado na FIGURA 20.

FIGURA 20 – MATRIZES NO PROCESSOS DE CONFORMAÇÃO



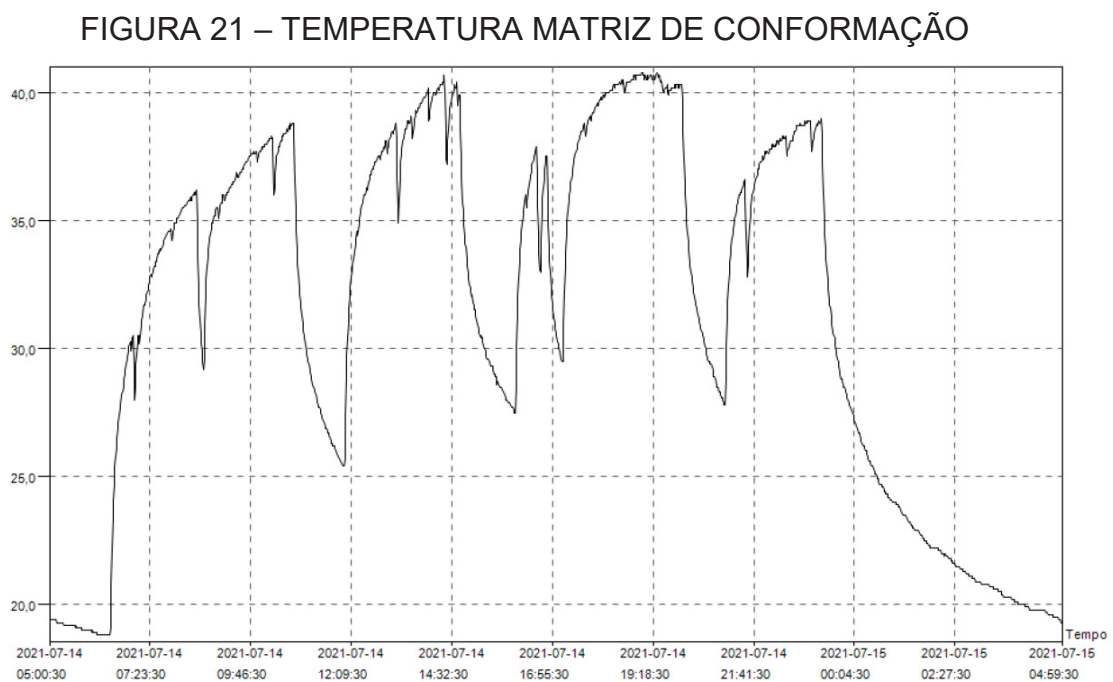
FONTE: O Autor (2021).

5.6.2. Análise de temperatura da matriz

Nos processos de conformação por compressão indireta, as forças externas aplicadas sobre a peça podem ser tanto de tração como de compressão. Porém as que efetivamente provocam a conformação plástica do

metal são de compressão indireta, forças desenvolvidas pela reação da matriz sobre a peça.

A repetição do processo faz com que as matrizes se aqueçam. Esse calor gerado provoca dilatação da matriz e, por conseguinte, variações de suas dimensões, as quais influenciam nos desvios dimensionais do tubo. Esse aquecimento é gradual e aumenta até todo o conjunto, tubo, matriz, máquina e ambiente, atingir um regime estacionário. Por meio da FIGURA 21, pode-se observar o aumento de temperatura, em relação a uma temperatura ambiente de 25°C, e o tempo para a estabilização (regime) do processo. Os “platôs” mostrados nestas curvas de aquecimento acontecem em diferentes períodos e dias. Esse processo de aquecimento resfriamento coincide com interrupções da linha para manutenções, trocas de turnos e/ou paradas para almoço.

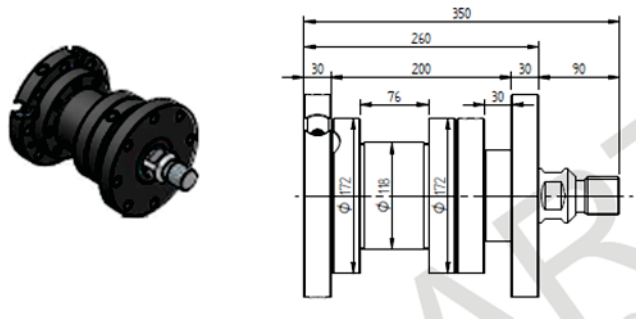


FONTE: O Autor (2021).

5.6.3. Análise de força durante conformação

O sistema que realiza a compressão da matriz sobre o tubo é composto por cilindros hidráulicos (vide FIGURA 28), devido à necessidade de aplicação de forças elevadas.

FIGURA 22 – CILINDRO HIDRÁULICO



FONTE: O Autor (2021).

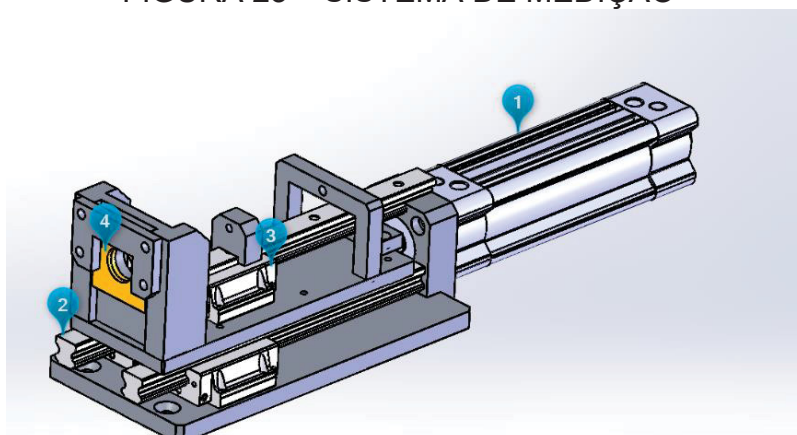
O sistema de cilindros está constantemente pressurizado com 240 bar, sendo o diâmetro do pistão de 50mm, resulta em uma força estimada de prensagem de 4,8 toneladas.

5.6.4. Sistema de medição

Nas FIGURA 23 e FIGURA 24 são apresentados desenhos esquemáticos do sistema de medição e componentes adjacentes que realizam a inspeção da cota em estudo, onde:

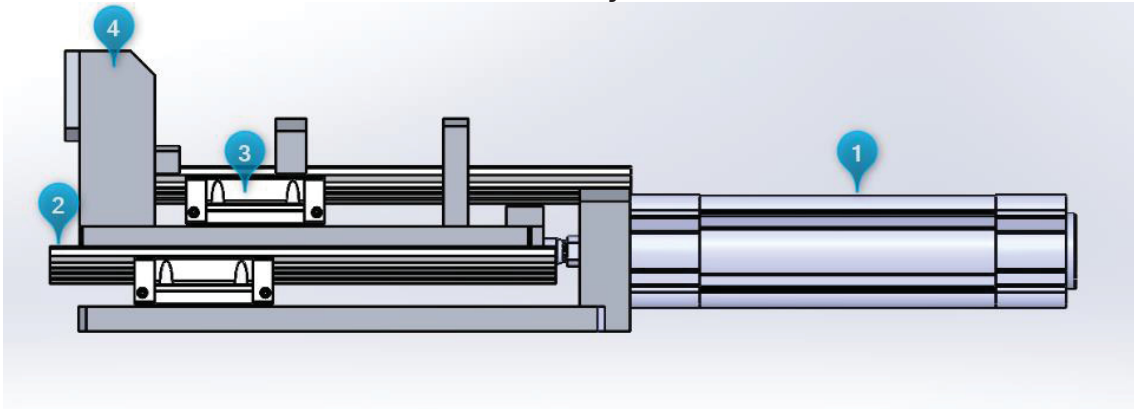
- Item 1: cilindro pneumático.
- Item 2: guia onde é transportado pelo cilindro o sistema de medição.
- Item 3: sistema de medição LVDT
- Item 4: gabarito de medição de diâmetro.

FIGURA 23 – SISTEMA DE MEDIÇÃO



FONTE: O Autor (2021).

FIGURA 24 – SISTEMA DE MEDIÇÃO, VISTA LATERAL

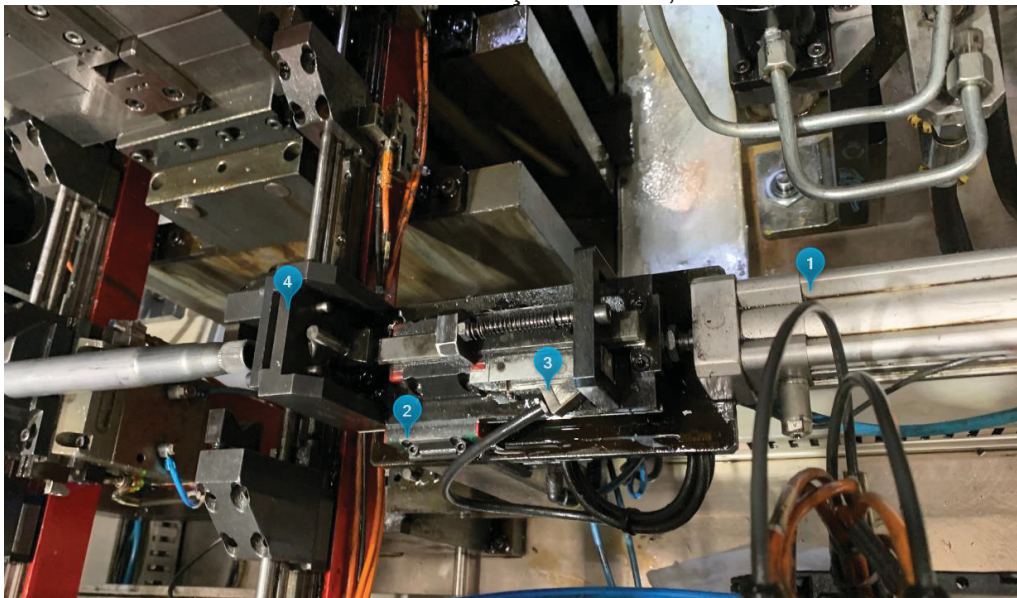


FONTE: O Autor (2021).

Neste sistema, o cilindro pneumático tem como função movimentar o gabarito de medição, juntamente com o LVDT até a peça. A distância percorrida da ponta da peça até o diâmetro do gabarito corresponde à cota de estudo.

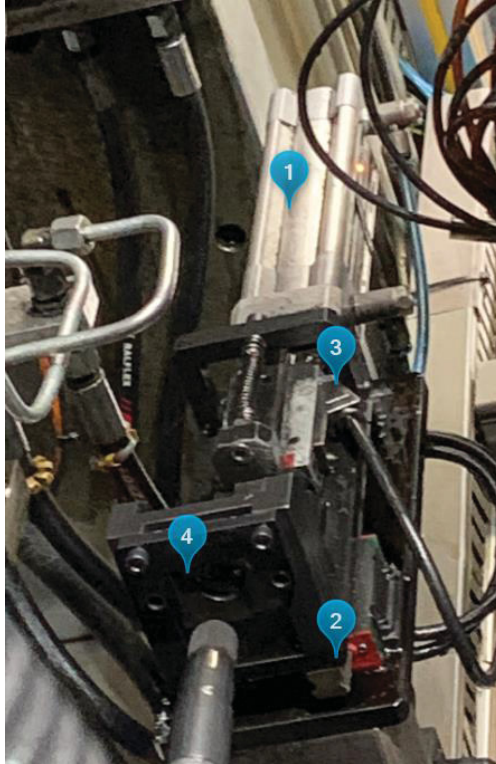
Nas FIGURA 25 e FIGURA 26 são apresentados os sistemas que estão instalados na máquina e realizam as medições de cotas. Estão apresentadas da mesma forma e indicação que foi realizado no desenho esquemático.

FIGURA 25 – SISTEMA DE MEDIÇÃO REAL, VISTA SUPERIOR



FONTE: O Autor (2021).

FIGURA 26 – SISTEMA DE MEDIÇÃO REAL, VISTA TRASEIRA



FONTE: O Autor (2021).

O sistema medição tem como seus principais componentes:

- Cilindro pneumático DSBC-32-80

FIGURA 27 – CILINDRO PNEUMÁTICO DSBC-32-80



FONTE: Festo (2020).

- Sistema de medição de deslocamento LVDT, marca Schneeberger modelo AMSD-4A-15-0298-M-050-80

FIGURA 28 – SISTEMA DE MEDIÇÃO DE DESLOCAMENTO LVDT

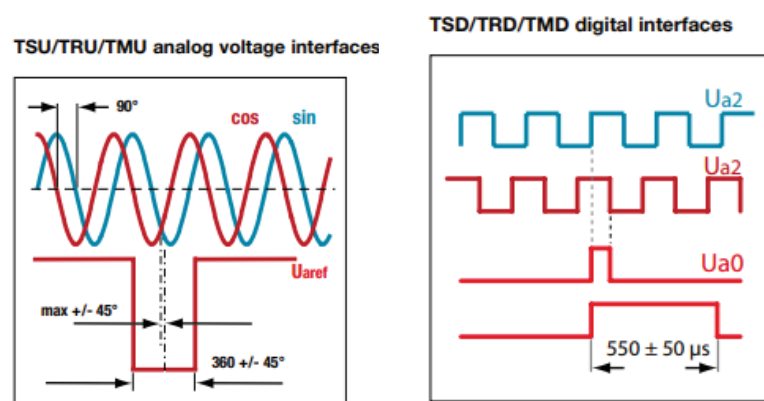


FONTE: Schneeberger (2020).

O sistema de medição de deslocamento LVDT tem como saída um sinal duplo analógico, senoidal e cossenoidal, com tensão de 1 ± 0.1 Vss. Este sinal analógico é enviado a um conversor Analógico/Digital do próprio fabricante. Após esta conversão A/D, o controlador do sistema de medição transmite, por meio de uma interface serial padrão RS-422, o valor medido pelo LVDT.

O sistema de medição apresenta com seu modo de controle e retorno ao controlador a resolução máxima de $0,0625 \mu\text{m}$ por pulso, tal como mostrado na FIGURA 29.

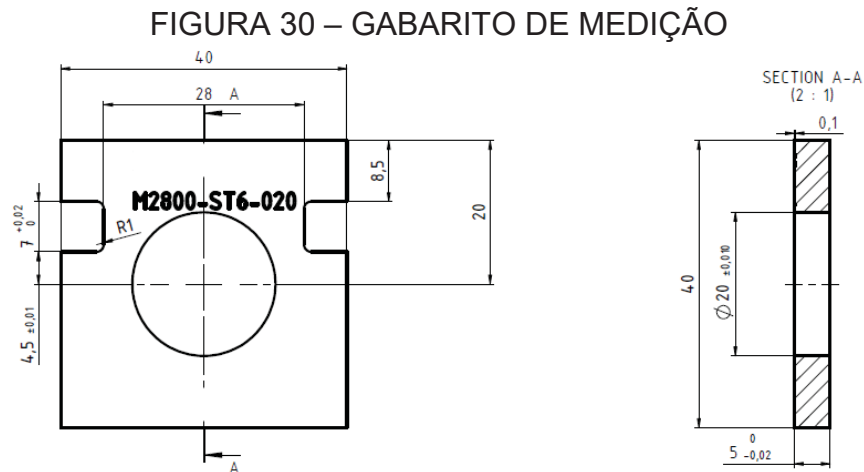
FIGURA 29 – SAÍDA ELÉTRICA DO CONTROLADOR LVDT



FONTE: Schneberger (2021).

Gabarito de medição.

O gabarito de medição está esquematizado na FIGURA 30 e consiste em uma chapa de aço com rasgos para montagem e o diâmetro (20mm) de controle.



FONTE: O Autor (2021).

5.7. PROCESSO DA MANUFATURA E ESPECIFICAÇÕES

5.7.1. Levantamento de variáveis influentes e não influentes

O levantamento de variáveis é uma etapa fundamental para determinação de características influentes e não influentes no processo. Para avaliação e levantamento são considerados fatores influentes para o processo como máquina, mão de obra, método, material, meio ambiente e sistema de medição.

As variáveis são determinadas em etapas de entrada do processo e saída, sendo analisadas dentro dos fatores pré-determinados e avaliado sua influência no processo e capacidade de alteração durante o período.

As variáveis de entradas são caracterizadas no levantamento de fatores influentes e não influentes antes da realização do processo de conformação a frio. As variáveis de saída são resultantes de variação do processo e impactam no produto.

O resultado do processo depende de vários fatores, tal como apresentado no QUADRO 4, sendo [y] o resultado de saída em função de [x], as variáveis de entrada.

QUADRO 4 – AVALIAÇÃO DE VARIÁVEIS DO PROCESSO

Entradas [x]	Conformação de Eixo	Saídas [y]
Máquina M2800 Operador Matriz diâmetro Força de conformação Velocidade (da matriz) Posição de fim de conformação Eixo - comprimento Eixo - diâmetro externo Óleo para conformação Temperatura da matriz Temperatura ambiente Sistema de medição Máquina Sistema de medição Dispositivo		Eixo conformado Refugo

FONTE: O Autor (2021).

As variáveis de entrada foram classificadas em níveis de influência (vide QUADRO 5), podendo ser classificadas com nenhum, um ou mais níveis de influência no processo, tal como mostrado no QUADRO 6.

QUADRO 5 – NÍVEL DE INFLUÊNCIA

Legenda	Significado
!	Crítico
C	Controlável
N	Ruído

FONTE: O Autor (2021).

QUADRO 6 – INFLUÊNCIA DAS VARIÁVEIS AVALIADAS

Nível de influência	Entradas
	Máquina M2800
!C	Operador
!C	Matriz diâmetro
!C	Força de conformação
!C	Velocidade (da matriz)
!C	Posição de fim de conformação
!C	Eixo - comprimento
!C	Eixo - diâmetro externo
!C	Óleo para conformação
!C	Temperatura da matriz
N	Temperatura ambiente
!C	Sistema de medição Máquina
!C	Sistema de medição Dispositivo

FONTE: O Autor (2021).

5.7.2. Variáveis influentes no processo

As variáveis influentes, e sobre as quais se tem controle são a posição final de conformação e a velocidade de conformação. O processo é executado com pressão constante nos cilindros hidráulicos e o desgaste da matriz não é considerado devido a sua vida útil longa (acima de 250.000 peças), quando comparada ao universo de análise de dados para conformação.

Quando o processo gera um produto não conforme, a máquina não realiza as operações seguintes e faz o descarte automático da peça não conforme.

FIGURA 31 – PARÂMETROS CONFORMAÇÃO A FRIO

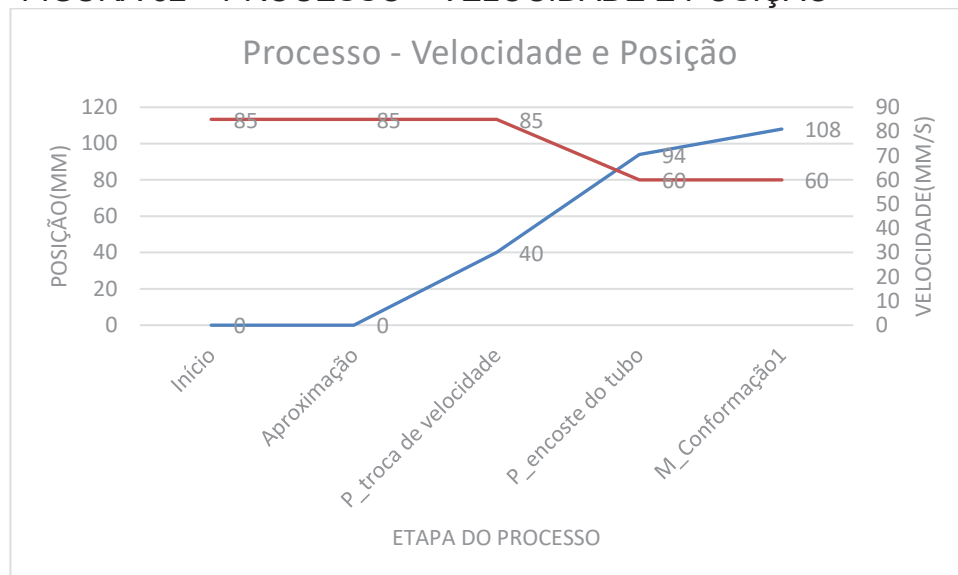
P_Pos eixo inicial	-52.000	um
P_Encoste tubo	-94.000	um
M_Conformação 1	-108.000	um
M_Conformação 2	-97.500	um
P_Troca velocidade	40.000	um
M_Velocidade rapida	85.000	um/s
M_Velocidade conformação	80.000	um/s

FONTE: O Autor (2021).

O processo mostrado acontece como demonstrado na FIGURA 32, onde o cilindro se move de acordo com a posição inicial (0mm) até a posição final de conformação (M_Conformação1, 108mm).

Inicialmente o cilindro se move desde a posição inicial (Início, 0mm) até a posição de troca de velocidade (P_troca de velocidade, 40mm) com velocidade de aproximação (M_Velocidade Rápida, 85mm/seg). Quando atinge a posição de troca de velocidade (P_troca de velocidade, 40mm) o sistema inicia a redução de velocidade, adaptando-se para a velocidade de conformação (M_Velocidade Conformação, 60mm/seg). E por fim, realiza a conformação desde o início do tubo (P_encoste do tubo, 94mm) até a posição final de conformação (M_Conformação1, 108mm).

FIGURA 32 – PROCESSO – VELOCIDADE E POSIÇÃO



FONTE: O Autor (2021).

Obviamente que todas as variáveis de entrada exercem influência na qualidade final. Entretanto, no presente estudo, apenas a posição de fim de conformação foi levada em consideração, a qual afeta diretamente a cota de 32,3 e poderá ser modificada a partir dos resultados da aplicação dos métodos estatísticos aqui propostos.

5.8. IMPLEMENTAÇÃO DOS MÉTODOS PARA DETECÇÃO DE MUDANÇAS

Para aplicação das cartas e controle e análise de resultados, sendo gráficos Shewhart, CUSUM, EWMA foi utilizado o software Minitab®. Para técnica ADWin foi utilizado o software Visual Studio®.

Para a implementação do algoritmo ADWin foi utilizado com referência o repositório de arquivos em linguagem C++ e Java disponibilizado por Albert Bifet em <https://github.com/abifet/>.

O repositório de arquivos contém os algoritmos implementados de acordo com o conceito de janelas móveis de Bifet e Gavalda (2007), cujo pseudocódigo e apresentando na FIGURA 33.

FIGURA 33 – ALGORITMO ADWin

ADWIN: ADAPTIVE WINDOWING ALGORITHM

```

1 Initialize Window  $W$ 
2 for each  $t > 0$ 
3   do  $W \leftarrow W \cup \{x_t\}$  (i.e., add  $x_t$  to the head of  $W$ )
4   repeat Drop elements from the tail of  $W$ 
5     until  $|\hat{\mu}_{W_0} - \hat{\mu}_{W_1}| \geq \epsilon_{cut}$  holds
6     for every split of  $W$  into  $W = W_0 \cdot W_1$ 
7   output  $\hat{\mu}_W$ 

```

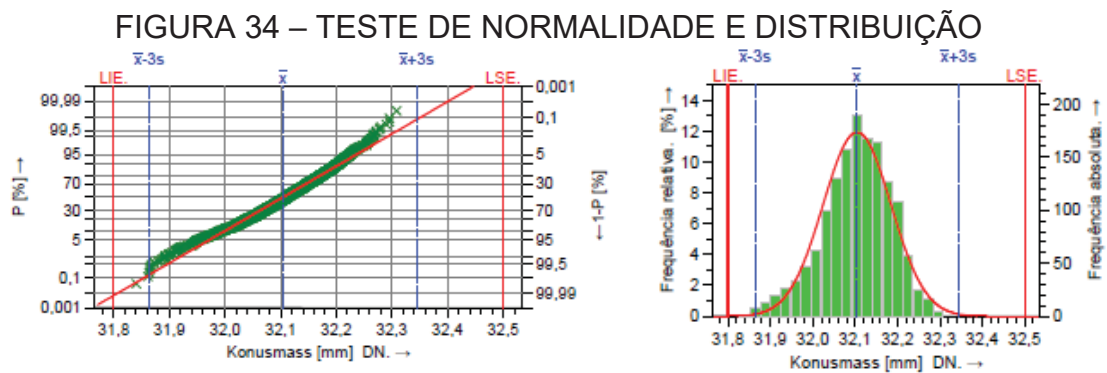
Fonte: Bifet e Gavalda (2007)

O resultado da análise, após execução do algoritmo, se dá por índice de amostra de vetor de dados onde uma mudança de contexto é encontrada de acordo com o tamanho da janela móvel configurada. Com isto é possível identificar onde ocorreram as mudanças de contexto.

6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para aplicação dos métodos aqui propostos, foram coletados dados de corridas de produção em dias sequenciais com produção contínua e condições similares de máquina, ambiente e matéria prima. Os dados são de produtos em produção sequencial em um dia de produção onde foram inspecionadas 1453 peças.

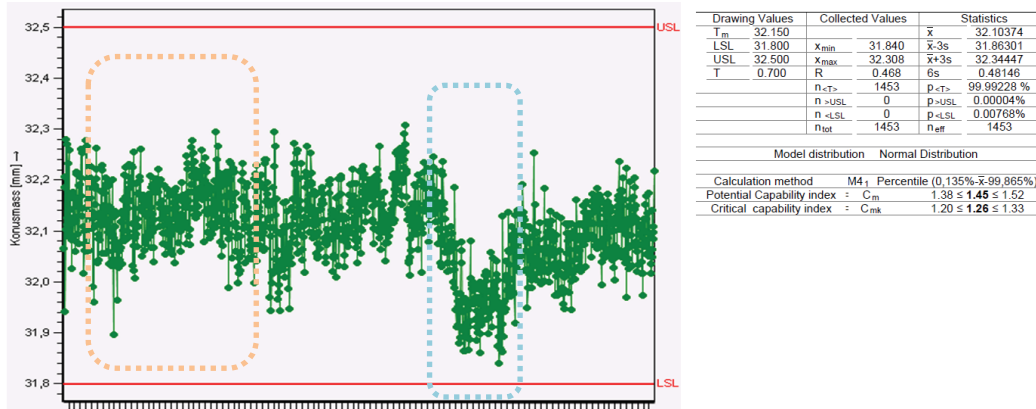
Durante os dias de coleta, o processo comportou-se praticamente seguindo uma distribuição normal e com pequeno deslocamento de média. Aplicando o teste de normalidade, rejeita-se a hipótese nula e aceita-se que os dados sejam provenientes de uma população distribuída normalmente, conforme pode ser visto na FIGURA 34.



FONTE: O Autor (2021).

Mas em uma análise temporal, pode-se notar uma variação na saída que culminou em uma mudança abrupta sem razão conhecida, com foco nos dados azuis na FIGURA 35.

FIGURA 35 - DADOS DE SAÍDA E INDICADORES ESTATÍSTICOS

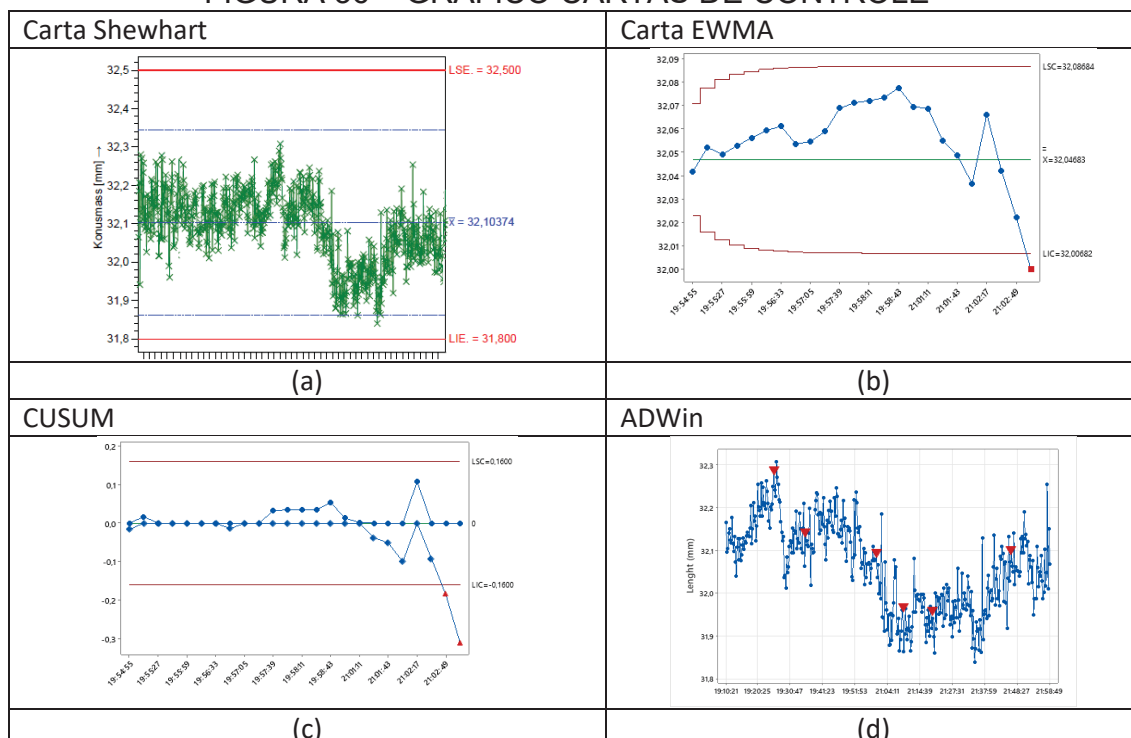


FONTE: O Autor (2021).

6.1. GRÁFICO DE CONTROLE DO PROCESSO DE CONFORMAÇÃO A FRIO

A aplicação dos métodos estatísticos e ADWin foi realizada em uma quantidade sequencial de dados, assim comparando a resposta de diferentes análises e capacidade para detectar a variação do processo. Os resultados da aplicação dos métodos de controle sobre os dados da condição em azul, vide FIGURA 35, são apresentados na FIGURA 36.

FIGURA 36 – GRÁFICO CARTAS DE CONTROLE



FONTE: O Autor (2021).

Pelos resultados, foi possível concluir que os métodos aplicados, configurados da forma abaixo, detectam a mudança.

- CUSUM ($k = 0,5$; $h = 4$, FIGURA 36c).
- EWMA ($\lambda = 0,2$, FIGURA 36b).
- ADWin ($w = 30$, FIGURA 36d).

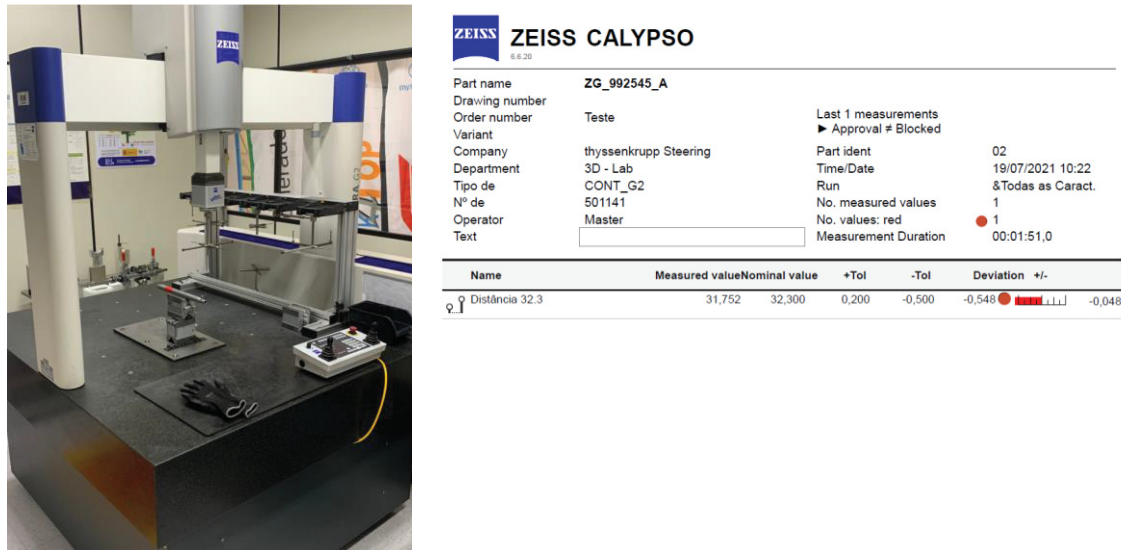
Nestas configurações, os métodos de controle geram mais de uma vez a detecção de perda de controle do processo (indicações em vermelho nos gráficos). O gráfico de Shewhart (FIGURA 36a) detectou perda de controle após mudança abrupta de forma tardia.

A mudança de contexto foi detectada apenas por ADWin. Os métodos CUSUM e EWMA após a detecção de mudança abrupta, com a continuidade da análise peça a peça não indicaram mudanças. Esta ocorrência se dá devido aos métodos estarem configurados para uma nova análise a partir da mudança detectada, adaptando-se a situação atual e perdendo a memória.

Para avaliação do produto e confiabilidade dos resultados do processo medidos pela máquina de produção, foi realizado uma contra medição no laboratório de qualidade em máquina de medição de coordenada (CMM). O resultado da medição no processo através de dispositivo LVDT foi de 31,783 mm, na medição em laboratório o resultado foi de 31,752mm.

A máquina de produção tem sua calibração anual em situação regular e a diferença de valores de medição em laboratório pode-se dar ao método de medição na CMM, onde o processo de mediação é realizado através de modelos matemáticos que ajustam os pontos obtidos pelo apalpamento na superfície da peça. As imperfeições na geometria da conformação a frio influenciam no modelo matemático e na diferença observada. Este desvio foi considerado aceitável e confirma a reprovação por máquina de produção em condições regulares de calibração e validação.

FIGURA 37 – CONTRA MEDIÇÃO E MÁQUINA DE COORDENADA
Peça em medição Relatório da CMM



FONTE: O Autor (2021).

6.2. ANÁLISE DE GERAÇÃO DE FALSOS ALARME

A detecção de falsos alarmes nos métodos estatísticos é um ponto de importância para análise dos métodos e seu uso de forma confiável no ambiente fabril. Visto que um sistema de controle de qualidade que gera demasiados falsos alarmes, onde não necessitam intervenção, pode perder sua eficiência e credibilidade de notificação para correção do processo.

As análises da geração de falsos alarmes foram feitas em todos os métodos. Todos eles, devido às variações da parametrização, geraram falsos alarmes. As variações para os métodos foram em:

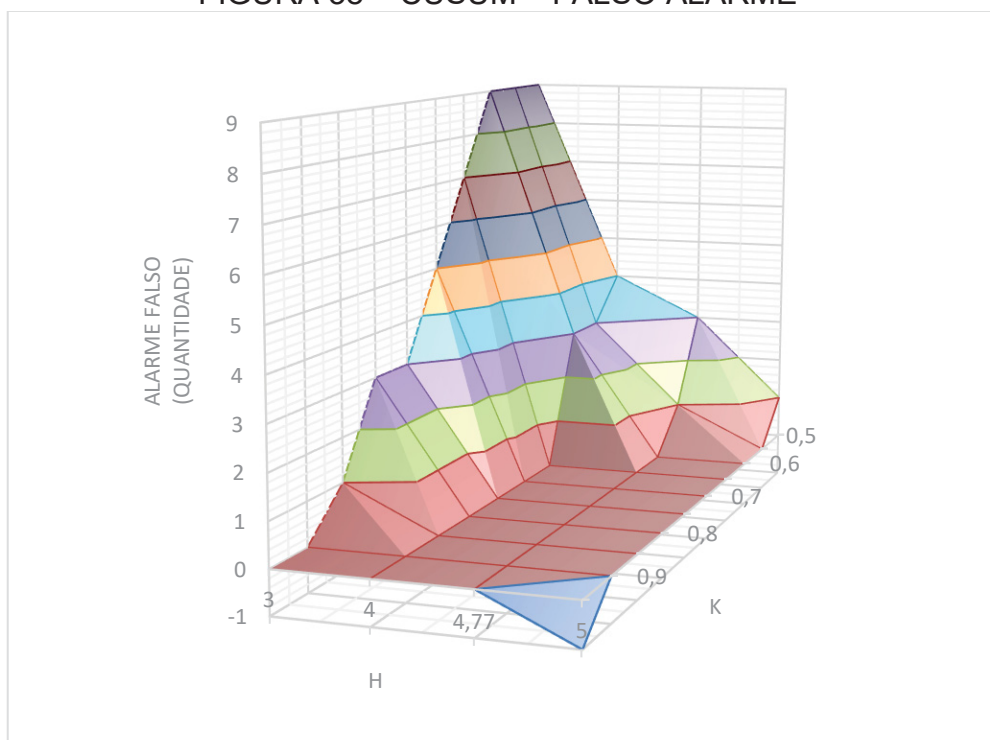
- EWMA $0,1 \leq \lambda \leq 1$.
- CUSUM $0,5 \leq k < 1$ e $3 \leq h \leq 5$.
- Carta de Shewhart 3σ

Para todos os métodos foram analisadas 200 peças em produção sequencial, escolhidos no mesmo turno de produção. Os dados escolhidos estão marcados dentro da caixa em laranja na FIGURA 35.

6.2.1. FALSOS ALARME - CUSUM

Para o método CUSUM, o resultado de contagem de alarmes falsos apresenta-se na FIGURA 38. Observa-se que há uma região de melhor resultado no gráfico onde, de acordo com as configurações, não foi gerado nenhum alarme falso. Porém em extremos da configuração do método houve tanto a geração de altos índices de falsos alarmes quanto a não detecção da variação de processo, demonstrado em azul escuro no gráfico.

FIGURA 38 – CUSUM – FALSO ALARME

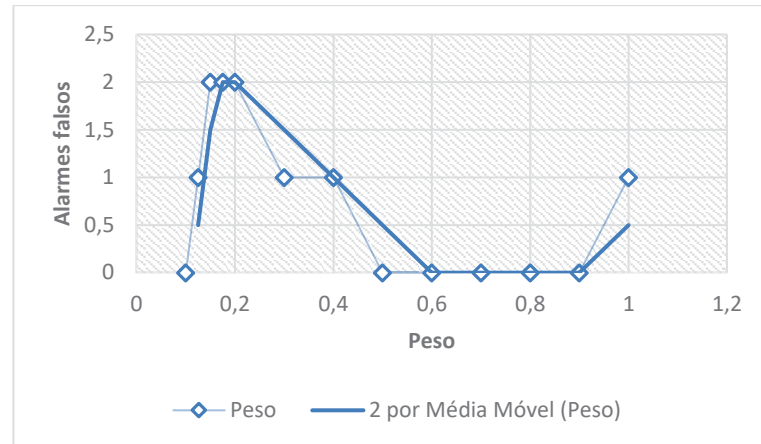


FONTE: O Autor (2021).

6.2.2. FALSOS ALARMES – EWMA

O método EWMA, vide FIGURA 39, apresentou resultados semelhantes ao CUSUM. Observa-se que há uma região de melhor desempenho no gráfico onde não foram gerados alarmes falsos, porém em extremos da configuração houve um maior número de falsos alarmes. Este método detectou em todas as análises a variação do processo.

FIGURA 39 – EWMA – FALSO ALARME

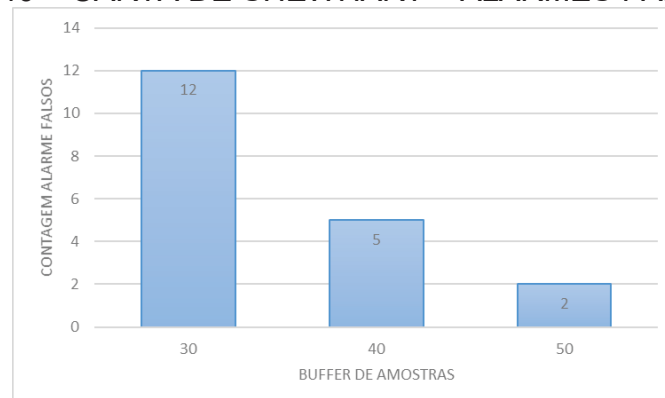


FONTE: O Autor (2021).

6.2.3. FALSOS ALARME – Carta de Shewhart

A carta de Shewhart, FIGURA 40, foi calculada dinamicamente a cada nova peça com buffer das últimas peças produzidas. No início da análise há maior ocorrência devido a técnica do método, onde o cálculo de limites máximo e mínimo de detecção de variação ainda não tem memória de dados suficientes para a determinação com maior precisão.

FIGURA 40 – CARTA DE SHEWHART – ALARMES FALSOS



FONTE: O Autor (2021).

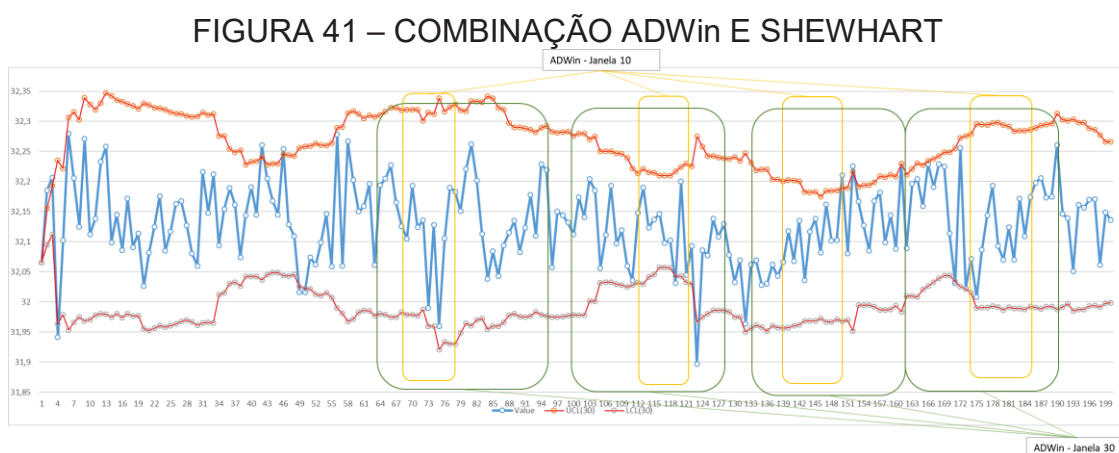
6.3. COMBINAÇÃO DOS MÉTODOS SHEWHART E ADWin

A combinação de métodos estatísticos para melhoria na detecção de mudanças é comum em vários estudos já mencionados. A unificação entre cartas de controle de CUSUM, EWMA e Shewhart apresentam maior eficiência

e melhoria no tamanho da corrida média (ARL), exemplos de alguns estudos em Lucas (1982), Klein (1996) e Abujiya, et al. (2013).

No presente estudo, foi realizada a combinação dos métodos ADWin e carta de Shewhart para avaliar a capacidade de detecção de pequenas mudanças. Para a unificação, a carta de Shewhart foi utilizada com buffer de 30 peças e o ADWin com janela de 10 e 30 peças. Os limites UCL e LCL da Carta de Shewhart e o algoritmo ADWin foram calculados dinamicamente a cada nova peça.

Observa-se na FIGURA 41 o resultado da unificação da carta de controle e as gerações de alarmes. Neste gráfico foi adicionado a janela de análise do método ADWin com 10 peças (janela amarela) e 30 peças (janela verde).

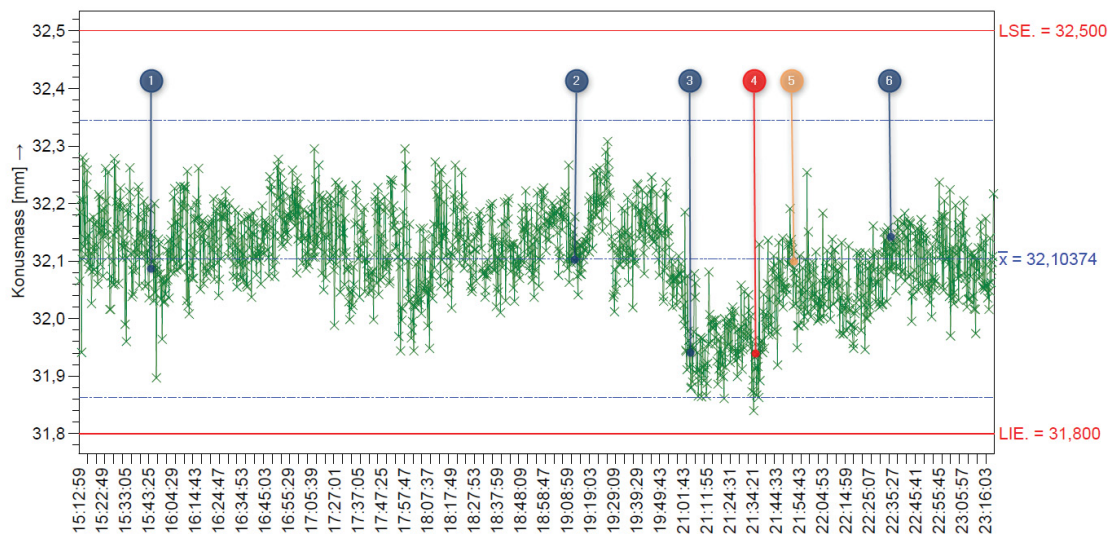


FONTE: O Autor (2021).

Com a combinação destes métodos através da priorização de detecção de mudanças pelo ADWin em conjunto com a validação pelo método de Shewhart na mesma janela de análise, é possível reduzir a quantidade de alarmes falsos.

O resultado da aplicação desta combinação de métodos em todo o período analisado, tendo janela fixa de 30 peças, está na FIGURA 42.

FIGURA 42 – RESULTADO ADWin E SHEWHART



FONTE: O Autor (2021).

Com esta combinação, observam-se a detecção da mudança abrupta nos pontos 1, 2, 3 e 6 e uma detecção tardia, ponto 5 e alarmes falsos, pontos 4. Classificando as detecções de acordo com GAMA et al. (2014) resultam em:

- Pontos 1, 5 e 6: Mudança incremental ou gradual.
- Ponto 2 e 3: Mudança abrupta.

A classificação das detecções de mudança por incremental ou gradual é dada pela variação do processo, não sendo possível definir uma ou outra.

Ao longo da análise verificam-se a ocorrência de pontos espúrios (*outliers*) onde o método não gera um falso alarme.

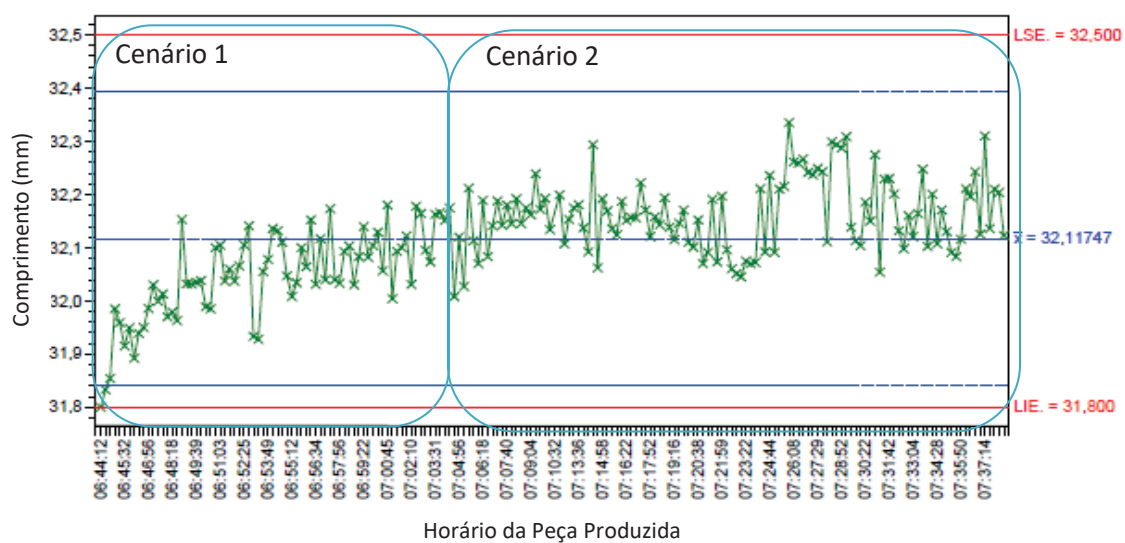
Observa-se no ponto 5 a detecção tardia em relação a mudança de contexto dos dados, isto se relaciona ao tamanho da janela de análise, onde o tamanho da janela influencia na periodicidade de alarmes.

6.4. INFLUÊNCIA DA TEMPERATURA DA MATRIZ

A variação de temperatura da matriz, tal como comentado na seção 3.1e mostrada na FIGURA 2, é inerente ao processo de conformação e influencia os desvios dimensionais.

Observou-se um alto índice de alarmes falsos, o que afetou os resultados dos métodos de controle durante os períodos de estabilização da temperatura, tal como registrado na FIGURA 43 .

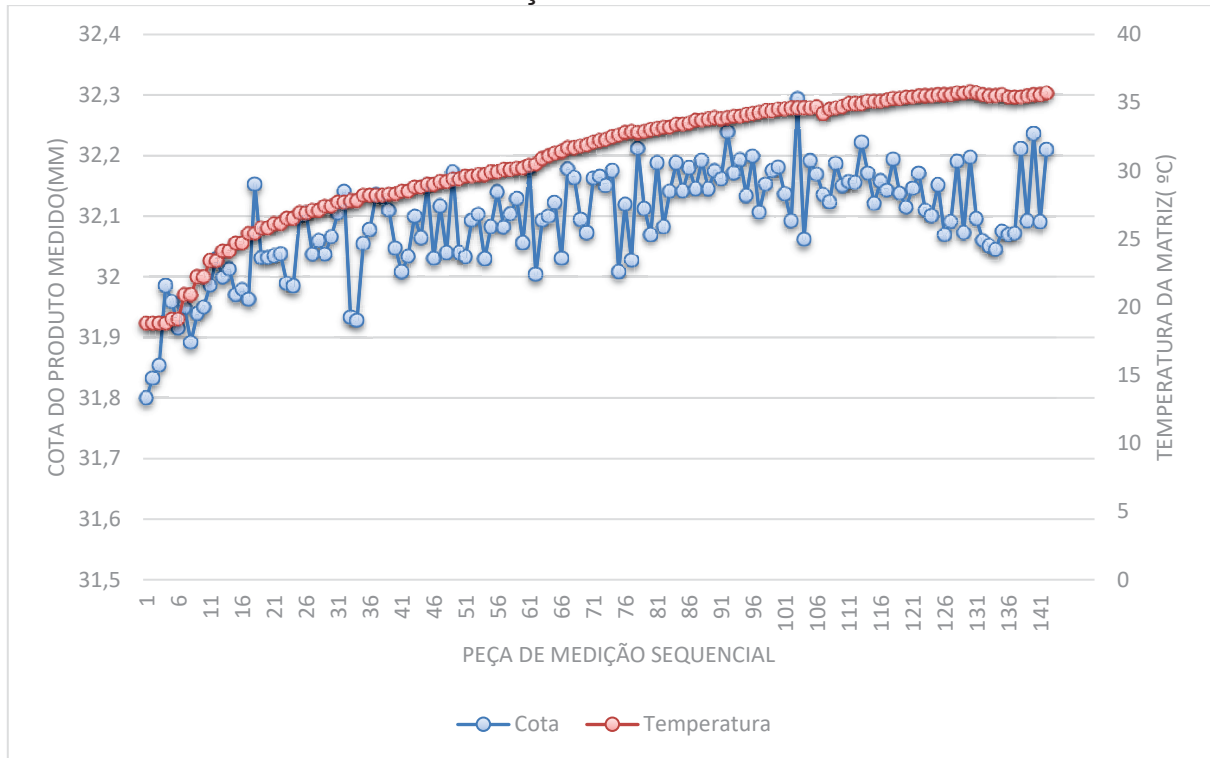
FIGURA 43 – INFLUÊNCIA DA TEMPERATURA NO RESULTADO DO PROCESSO



FONTE: O Autor (2021).

Na FIGURA 43 é possível observar dois comportamentos. O primeiro, demarcado dentre o cenário 1 podendo chegar até 100 peças dependendo da temperatura ambiente, vide FIGURA 44, a resposta do sistema é de aumento progressivo da cota devido a aquecimento da matriz e assim resultando em dimensões maiores da cota em estudo. O segundo, condição de regime, as variações em acordo com a normalidade.

FIGURA 44 – CORRELAÇÃO TEMPERATURA E COTA



FONTE: O Autor (2021).

7. CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES

Este estudo de caso foi realizado em uma linha de manufatura discreta, e totalmente automatizada, empregada na fabricação do eixo principal utilizado em colunas de direção automotiva. Foram avaliadas técnicas estatísticas univariada e evidenciada a detecção de mudanças de processo pelos métodos em múltiplas formas.

Foram avaliados os métodos CUSUM, EWMA, Shewhart e ADWin como parte de um sistema de suporte a decisão com monitoramento estatístico de processos para detecção de mudanças. Os métodos CUSUM, EWMA e ADWin foram capazes de realizar a detecção de pequenas e grandes mudanças de processo, mas a geração de falsos alarmes destes métodos apresentam grande variação em número, pois são diretamente dependentes das configurações de seus parâmetros. A carta de Shewhart foi capaz de detectar apenas grandes mudanças e o comportamento de falsos alarmes foi similar aos outros métodos. A combinação dos métodos ADWin, com janela móvel de 30 peças, e Shewhart, com 3 desvios padrões para limites UCL e LCL, resultou em um melhor desempenho na detecção e demonstrou-se capaz de detectar mudanças na forma gradual, incremental e abrupta. Essa combinação também apresentou o melhor desempenho em geração de falsos alarmes em relação aos outros métodos avaliados.

Assim, conclui-se que o uso de sistema de suporte à decisão com métodos de controle de qualidade estatísticos é apropriado na redução de desperdícios na indústria de manufatura e na indústria thyssenkrupp Brasil encontra-se em avaliação técnica, financeira e econômica de implementação conforme relatório interno no APENDICE 1, pois este é capaz de detectar de forma confiável a mudança de qualidade do resultado do processo e evitar assim refugos de peças, paradas de máquina ou desperdícios em geral.

Neste estudo de caso a influência da temperatura de conformação foi significativa e sua relação é direta no resultado no processo. Fica como sugestão para trabalhos futuros, o uso de análise multivariada ou métodos similares que considerem a temperatura do processo para detecção de mudanças abruptas de processo.

BIBLIOGRAFIA

- ABUJIYA, M. R.; RIAZ, M.; LEE, M.H.. Enhancing the performance of combined Shewhart-EWMA charts. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 29, n. 8, p. 1093-1106, 2013.
- AGGARWAL, Charu C. (Ed.). *Data streams: models and algorithms*. Springer Science & Business Media, 2007.
- AMBORN, U., GHOSH, S. K., & LEADBETTER, I. K. Modern side-shafts for passenger cars: Manufacturing processes II—Monobloc tube shafts. *Journal of materials processing technology*, 63(1-3), 225-232, 1997.
- AQEL, M. J., NAKSHABANDI, O. A., & ADENIYI, A. Decision support systems classification in industry. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 7(2), 774-785, 2019.
- BAHRI, M., BIFET, A., GAMA, J., GOMES, H. M., MANIU, S. Data stream analysis: Foundations, major tasks and tools. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, v. 11, n. 3, p. e1405, 2021.
- BIFET, Albert; GAVALDA, Ricard. Learning from time-changing data with adaptive windowing. In: *Proceedings of the 2007 SIAM international conference on data mining*. Society for Industrial and Applied Mathematics., p. 443-448, 2007.
- BUSCHMANN, D., ENSLIN, C., ELSER, H., LÜTTICKE, D., SCHMITT, R. H. Data-driven decision support for process quality improvements. *Procedia CIRP*, v. 99, p. 313-318, 2021.
- CAPIZZI, Giovanna. Recent advances in process monitoring: Nonparametric and variable-selection methods for phase I and phase II. *Quality Engineering*, v. 27, n. 1, p. 44-67, 2015.
- CHAKRABORTI, S.; GRAHAM, MA. Nonparametric (distribution-free) control charts: An updated overview and some results. *Quality Engineering*, v. 31, n. 4, p. 523-544, 2019.
- CHEN, T., LIU, X., XIA, B., WANG, W., & LAI, Y. Unsupervised anomaly detection of industrial robots using sliding-window convolutional variational autoencoder. *IEEE Access*, v. 8, p. 47072-47081, 2020.
- CSER, L., GEISER, M., LANGE, K., KALS, J., HANSEL, M. Tool Life and Tool Quality in Bulk Metal Forming. *Proceedings of Mechanical Engineers*, Vol. 207, pp. 223-239, 1993.
- DEGARMO, EP., BLACK, JT., KOHSER, RA., KLAMECKI, BE. *Materials and process in manufacturing*. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1997.
- DE MELLO, R. F., VAZ, Y., GROSSI, C. H., & BIFET, A. On learning guarantees to unsupervised concept drift detection on data streams. *Expert Systems with Applications*, v. 117, p. 90-102, 2019.
- DIZDAREVIĆ, J., CARPIO, F., JUKAN, A., & MASIP-BRUIN, X. A survey of communication protocols for internet of things and related challenges of fog and cloud computing integration. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, v. 51, n. 6, p. 1-29, 2019.
- EOM, Sean; KIM, E. A survey of decision support system applications (1995–2001). *Journal of the Operational Research Society*, v. 57, n. 11, p. 1264-1278, 2006.
- FAN, J.; PAN, J.. *Contemporary Experimental Design, Multivariate Analysis and Data Mining*. Springer International Publishing, 2020.
- FELSBERGER, Andreas; OBEREGGER, Bernhard; REINER, Gerald. A Review of Decision Support Systems for Manufacturing Systems. In: *SAMI@iKNOW*. p. 8, 2016.
- GAMA, J., ŽLIOBAITĚ, I., BIFET, A., PECHENIZKIY, M., BOUCHACHIA, A. A survey on concept drift adaptation. *ACM computing surveys (CSUR)*, v. 46, n. 4, p. 1-37, 2014.
- GAMA, Joao. A survey on learning from data streams: current and future trends. *Progress in Artificial Intelligence*, v. 1, n. 1, p. 45-55, 2012.
- GENUER, R.; POGGI, JM.; TULEAU-MALOT, C.. VSURF: an R package for variable selection using random forests. *The R Journal*, v. 7, n. 2, p. 19-33, 2015.
- GHASEMI, A.; SHAKERI, M.; VANINI, S.. A multi-objective optimization of energy absorption properties of thin-walled circular tube with combined bar extrusion under quasi-static axial

loading: Experiments and numerical simulation. *International Journal of Mechanical Sciences*, v. 180, p. 105691, 2020.

GROBASKI, Thomas. Preliminary research for the development of a hot forging die life prediction model, Tese de Doutorado. Ohio University. 2004.

HAETTENSCHWILER, P.. Neues anwenderfreundliches konzept der entscheidungsunterstützung. " Zurich, vdf Hochschulverlag AG, pages 189–208, 2001.

HAGGENMÜLLER, A.; GRUPP, P.; BEIHOFFER, Dennis. Resource efficiency and industry 4.0 for forming machines, 2015.

HASHMI, M. S. J. Aspects of tube and pipe manufacturing processes: meter to nanometer diameter. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 179, n. 1-3, p. 5-10, 2006.

HELO, Petri; PHUONG, Duy; HAO, Yuqiuge. Cloud manufacturing–scheduling as a service for sheet metal manufacturing. *Computers & Operations Research*, v. 110, p. 208-219, 2019.

HERRMANN, C., DEWULF, W., HAUSCHILD M., KALUZA A., KARA S. Life cycle engineering of lightweight structures. *CIRP Annals*, v. 67, n. 2, p. 651-672, 2018.

ISMAIL, Mohamed; MOSTAFA, Noha A.; EL-ASSAL, Ahmed. Quality monitoring in multistage manufacturing systems by using machine learning techniques. *Journal of Intelligent Manufacturing*, p. 1-16, 2021.

JONES-FARMER, L. A., WOODALL, W. H., STEINER, S. H., CHAMP, C. W. An overview of phase I analysis for process improvement and monitoring. *Journal of Quality Technology*, v. 46, n. 3, p. 265-280, 2014.

KASIE, Fentahun Moges; BRIGHT, Glen; WALKER, Anthony. Decision support systems in manufacturing: a survey and future trends. *Journal of modelling in management*, 2017.

KIM, S. W., KWON, Y. N., LEE, Y. S., LEE, J. H. Design of mandrel in tube drawing process for automotive steering input shaft. *Journal of Materials Processing Technology*, 187, 182-186, 2007.

KLEIN, MORTON. Composite Shewhart-EWMA statistical control schemes. *IIE transactions*, v. 28, n. 6, p. 475-481, 1996.

KURSA, M. B., RUDNICKI, W. R. Feature selection with the Boruta package. *J Stat Softw*, v. 36, n. 11, p. 1-13, 2010.

KUSIAK, Andrew. Smart manufacturing. *International Journal of Production Research*, v. 56, n. 1-2, p. 508-517, 2018.

LEE, S. K., KO, D. C., KIM, B. M., LEE, J. H., KIM, S. W., LEE, Y. S. A study on monobloc tube drawing for steering input shaft. *Journal of materials processing technology*, 191(1-3), 55-58, 2007.

LI, Z., Ma, W., Yao, S., Xu, P., Crashworthiness performance of corrugation-reinforced multicell tubular structures. *International Journal of Mechanical Sciences*, v. 190, p. 106038, 2021.

LUCAS, J.M. Combined Shewhart-Cusum Quality Control Schemes, *Journal of Quality Technology*, v.14, p.51-59, 1982.

LUCAS, James M.; SACCUCCI, Michael S. Exponentially weighted moving average control schemes: properties and enhancements. *Technometrics*, v. 32, n. 1, p. 1-12, 1990.

MEJRI, D.; LIMAM, M.; WEIHS, C.. Combination of Several Control Charts Based on Dynamic Ensemble Methods. *Mathematics and Statistics*, v. 5, n. 3, p. 117-129, 2017.

MONTGOMERY, Douglas C.; RUNGER, George C. Applied statistics and probability for engineers. John Wiley & Sons, 2010.

NG, Willie; DASH, Manoranjan. Discovery of frequent patterns in transactional data streams. In: *Transactions on large-scale data-and knowledge-centered systems II*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010. p. 1-30

NILSSON, R., PENA, J. M., BJÖRKEGREN, J., TEGNÉR, J. Consistent feature selection for pattern recognition in polynomial time. *The Journal of Machine Learning Research*, v. 8, p. 589-612, 2007.

- O'DONOVAN, P., GALLAGHER, C., LEAHY, K., O'SULLIVAN, D. T. A comparison of fog and cloud computing cyber-physical interfaces for Industry 4.0 real-time embedded machine learning engineering applications. *Computers in industry*, v. 110, p. 12-35, 2019.
- OGUNNIRAN, A. J., ADEKEYE, K. S., ADEWARA, J. A., ADAMU, M. A Review of Change Point Estimation Methods for Process Monitoring. *Applied and Computational Mathematics*, v. 10, n. 3, p. 69, 2021.
- PAGE, E.S. Continuous Inspection Schemes, *Biometrika*, v.41, p.100-115, 1954.
- PALE, J. A., SHIVPURI, R., ALTAN, T. Recent developments in tooling, machines and research in cold forming of complex parts. *Journal of materials processing technology*, 33(1-2), 1-29, 1992.
- POWER, D., Understanding data-driven decision support systems. *Information Systems Management*, 25(2):149–154, 2008.
- PSAROMMATIS, Foivos; KIRITSIS, Dimitris. A hybrid Decision Support System for automating decision making in the event of defects in the era of Zero Defect Manufacturing. *Journal of Industrial Information Integration*, p. 100263, 2021.
- RAUSCHNABEL, E.; SCHMIDT, V. Modern applications of radial forging and swaging in the automotive industry. *Journal of materials processing technology*, v. 35, n. 3-4, p. 371-383, 1992.
- RENCHER, Alvin C. A review of "Methods of Multivariate Analysis, ". 2005.
- ROBERTS, S. W.. "Control Chart Tests Based on Geometric Moving Averages". *Technometrics* 1, pp. 239–250, 1959.
- RUDNICKI, W. R.; WRZESIEŃ, M.; PAJA, W. All relevant feature selection methods and applications. In: *Feature Selection for Data and Pattern Recognition*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2015. p. 11-28.
- SAEED, H. A., WANG, H., PENG, M., HUSSAIN, A., NAWAZ, A. Online fault monitoring based on deep neural network & sliding window technique. *Progress in Nuclear Energy*, v. 121, p. 103236, 2020.
- SHEWHART, Walter Andrew. *Economic control of quality of manufactured product*. Macmillan And Co Ltd, London, 1931.
- SHI, L., WESTERHUIS, J. A., ROSÉN, J., LANDBERG, R., BRUNIUS, C. Variable selection and validation in multivariate modelling. *Bioinformatics*, v. 35, n. 6, p. 972-980, 2019.
- SHIM, J. P., WARKENTIN, M., COURTNEY, J. F., POWER, D. J., SHARDA, R., & CARLSSON, C.. Past, present, and future of decision support technology. *Decision support systems*, 33(2), 111-126, 2002.
- SIMOES, B. FT; EPPRECHT, E. K.; COSTA, A. FB. Performance comparisons of EWMA control chart schemes. *Quality Technology & Quantitative Management*, v. 7, n. 3, p. 249-261, 2010.
- TRAN, K. D., NADI, A. A., NGUYEN, T. H., TRAN, K. P. One-sided Shewhart control charts for monitoring the ratio of two normal variables in Short Production Runs. *Journal of Manufacturing Processes*, v. 69, p. 273-289, 2021.
- TURBAN, Efraim; SHARDA, Ramesh; DELEN, Dursun. *Decision support and business intelligence system*. New Jersey, United State Of America: Prentice Hall. Dipetik April, v. 23, p. 2020, 2011.
- TRAN, PH.; TRAN, KP.; RAKITZIS, A. A synthetic median control chart for monitoring the process mean with measurement errors. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 35, n. 4, p. 1100-1116, 2019.
- VERA DO CARMO, C.; LOPES, L.; SOUZA, A.M.. Comparative study of the performance of the CuSum and EWMA control charts. *Computers & Industrial Engineering*, v. 46, n. 4, p. 707-724, 2004.
- WOODALL, William H.; MONTGOMERY, Douglas C. Some current directions in the theory and application of statistical process monitoring. *Journal of Quality Technology*, v. 46, n. 1, p. 78-94, 2014.

WIDMER, G.; KUBAT, M. Learning in the presence of concept drift and hidden contexts. *Machine learning*, v. 23, n. 1, p. 69-101, 1996.

ZONNENSHAIN, Avigdor; KENETT, Ron S. Quality 4.0—the challenging future of quality engineering. *Quality Engineering*, v. 32, n. 4, p. 614-626, 2020.

APÊNDICE 1 – RELATÓRIO INTERNO

FIGURA 45 – RELATÓRIO INTERNO



thyssenkrupp Brasil Division Steering
Rua Sebastiao Souza Cortes 1130, PIC Rua 1 nr. 95
CEP 83090 900
São Jose dos Pinhais, PR, Brasil
www.thyssenkrupp.com

thyssenkrupp Brasil
Division Steering
Engenharia de Manufatura

24.02.2022
Página 1/1

Relatório Interno de Avaliação de Projeto

Informamos que a implantação do projeto de pesquisa intitulado "AVALIAÇÃO DE MÉTODOS ESTATÍSTICOS PARA A DETECÇÃO DE PEQUENAS MUDANÇAS NA QUALIDADE DE TUBOS MODIFICADOS POR CONFORMAÇÃO A FRIO", realizado por Rafael Kova echyn durante o seu mestrado em Engenharia de Manufatura (UFPR/PPGEM), está em processo de avaliação de disponibilidade técnica, econômica e financeira.

Silvia Luiz Fensterseifer
Gerente de Operações